Institut de Recerca en Economia Aplicada Regional i Pública
Research Institute of Applied Economics

Document de Treball 2025/20 1/41 pág.
Working Paper 2025/20 1/41 pag.

Grup de Recerca Anàlisi Quantitativa Regional
Regional Quantitative Analysis Research Group

Document de Treball 2025/10 1/41 pág.
Working Paper 2025/10 1/41 pag.

Comportamiento predictivo de los analistas institucionales españoles durante los últimos 25 años

Oscar Claveria and Jordi Pons-Novell

UBIREA | Institut de Recerca en Economia Aplicada Regional i Pública

UBIREA | Institut de Recerca en Economia Aplicada Regional i Pública
UNIVERSITAT DE BARCELONA

WEBSITE: www.ub.edu/irea/ • CONTACT: irea@ub.edu

The Research Institute of Applied Economics (IREA) in Barcelona was founded in 2005, as a research institute in applied economics. Three consolidated research groups make up the institute: AQR, RISK and GiM, and a large number of members are involved in the Institute. IREA focuses on four priority lines of investigation: (i) the quantitative study of regional and urban economic activity and analysis of regional and local economic policies, (ii) study of public economic activity in markets, particularly in the fields of empirical evaluation of privatization, the regulation and competition in the markets of public services using state of industrial economy, (iii) risk analysis in finance and insurance, and (iv) the development of micro and macro econometrics applied for the analysis of economic activity, particularly for quantitative evaluation of public policies.

IREA Working Papers often represent preliminary work and are circulated to encourage discussion. Citation of such a paper should account for its provisional character. For that reason, IREA Working Papers may not be reproduced or distributed without the written consent of the author. A revised version may be available directly from the author.

Any opinions expressed here are those of the author(s) and not those of IREA. Research published in this series may include views on policy, but the institute itself takes no institutional policy positions.

Abstract

En el actual entorno de incertidumbre económica, las predicciones de los agentes adquieren especial relevancia. El presente estudio se centra en las predicciones de eventos fijos realizadas por un panel de agentes institucionales durante los últimos 25 años. Las instituciones elaboran previsiones para la economía española con horizontes decrecientes durante un período de dos años, realizando revisiones cada dos meses durante este proceso. A partir de las predicciones de crecimiento económico, inflación y desempleo, así como de sus revisiones posteriores, construimos un panel de datos con los errores de previsión y la magnitud de las revisiones, tanto en relación con su previsión previa como con la previsión de consenso, entendida como la media de las previsiones. Con esta información, combinamos dos tipos de análisis diferenciados. En primer lugar, estimamos un modelo de revisión de eventos fijos para diferentes horizontes de previsión con el objetivo de analizar el papel de los cambios en el consenso y la existencia de efecto imitación entre los analistas. Este marco metodológico nos permite contrastar tres hipótesis relativas al comportamiento predictivo de los analistas. En primer lugar, encontramos que la evidencia empírica no permite rechazar la hipótesis de ausencia de sesgo en el proceso de revisión. También observamos que los agentes se ven influenciados positivamente por cambios en la previsión de consenso, es decir que incorporan la nueva información disponible, y además lo hacen en la misma dirección que el resto de instituciones. Finalmente, en cuanto a la hipótesis de existencia de comportamiento gregario, no encontramos evidencia significativa de efecto imitación. En segundo lugar, con el objetivo de agrupar a los agentes en diferentes subgrupos con características similares en cuanto a su comportamiento predictivo, utilizamos varios tipos de técnicas multivariantes para posicionar las instituciones en base a una serie de métricas de precisión de pronóstico y de las revisiones que hacen de éstas. Este análisis nos permite observar cómo los agentes se pueden acabar dividiendo en tres grupos diferenciados: un colectivo mayoritario, una institución que tiende a generar pronósticos de inflación y desempleo más precisos que los de la mayoría de los analistas, y dos o tres instituciones posicionadas al margen.

Clasificación JEL: C38; E23; E24; E27

Palabras clave: predicción; crecimiento económico; inflación; desempleo; precisión; efecto imitación

Autores:

Oscar Claveria. Autor de correspondència. AQR-IREA, Tel.: +34-934021825. Departamento de Econometría, Estadística y Economia Aplicada, Universidad de Barcelona, Diagonal 690, 08034 Barcelona, España. E-mail: oclaveria@ub.edu

Jordi Pons-Novell. Departament d'Econometria, Estadística i Economia Aplicada, Universitat de Barcelona

Agradecimientos y financiación. Esta Investigación ha recibido el apoyo del Ministerio de Ciencia e Innovación (MCIN) / Agencia Estatal de Investigación a través de los proyectos PID2023-146073NB-I00 y PID2024-159090NB-I00.

1. Introducción

En un momento de incertidumbre como el actual, las previsiones económicas adquieren una importancia adicional. Los departamentos de investigación de los principales bancos y centros de análisis económico tienen una larga tradición en la elaboración de estimaciones de la evolución futura de las principales variables macroeconómicas. A pesar del papel fundamental de estas predicciones en el diseño de las políticas económicas, muy pocos estudios se han centrado en evaluar los diferentes comportamientos de los analistas institucionales y su capacidad predictiva a lo largo del tiempo. Esto se hace aún más evidente en el caso de España (Gadea, 2024).

Este trabajo busca subsanar esta deficiencia analizando la evolución de las predicciones económicas y las revisiones para diferentes horizontes temporales de las principales instituciones españolas de previsión económica durante los últimos 25 años. Para ello, utilizamos la encuesta realizada por Funcas, que es una fundación de las cajas de ahorros, entre los centros de análisis económico de las principales entidades financieras españolas desde 1999. La encuesta recopila predicciones cuantitativas de una amplia gama de variables para diferentes horizontes temporales. Este marco, en el que los agentes generan pronósticos en revisiones sucesivas a lo largo de horizontes decrecientes, se conoce como pronóstico de eventos fijos. El estudio se centra en las tres macrovariables principales: crecimiento económico, inflación y desempleo.

Utilizando las predicciones de las principales instituciones españolas de previsión económica y sus revisiones posteriores, hemos construido un panel de datos con los errores de pronóstico y la magnitud de cada revisión, tanto en relación con su pronóstico anterior como con el pronóstico de consenso, entendido como la media de los pronósticos. Toda esta información nos permite combinar diferentes tipos de análisis. Por un lado, analizamos primero el papel de las revisiones y en qué medida evidencian un comportamiento gregario al revisar el pronóstico a medida que se acorta el horizonte de predicción. También evaluamos el papel que desempeñan los pronósticos de consenso en la realización de revisiones progresivas. Para ello, utilizamos el modelo de revisión de eventos fijos de Meade y Driver (2023).

Por otro lado, para profundizar en el comportamiento predictivo de los agentes institucionales y su agrupamiento, utilizamos la información del panel para calcular una amplia gama de medidas de precisión de pronóstico para diferentes horizontes de pronóstico. Estas, junto con las revisiones de los pronósticos de los agentes, se utilizan como base para diversas técnicas de posicionamiento multivariante. Este enfoque nos permite detectar visualmente

patrones de comportamiento y evaluar si existen instituciones cuyas predicciones han sido sistemáticamente más precisas durante el período de muestra.

Con este objetivo, el estudio propone una metodología exploratoria de dos etapas basada en el Análisis de Componentes Principales Categóricos (ACPCAT), que se aplica a las series ordinales resultantes de la clasificación de las instituciones según el valor promedio obtenido para cada una de las variables durante el período 2000-2024. Este procedimiento permite sintetizar todos estos datos categóricos en dos componentes no correlacionados que, a su vez, permiten generar un mapa del posicionamiento de los agentes. Esto posibilita evaluar gráficamente la agrupación de las instituciones en relación con los valores promedio obtenidos para los diferentes factores durante el período muestral.

El uso de ACPCAT no solo permite trabajar con diferentes tipos de información, ya sea nominal, ordinal o numérica, sino que también permite capturar no-linealidades en las relaciones entre estas variables. Además, la agrupación de cada institución en un gráfico según sus puntuaciones en ambas dimensiones permite evaluar la relación relativa entre las instituciones con respecto a su comportamiento predictivo. Como prueba de robustez, utilizamos una técnica de posicionamiento alternativa y comparable: el Escalamiento Multidimensional (EMD).

Estos análisis buscan arrojar luz sobre la estructura de la heterogeneidad de las expectativas de los agentes en diferentes instituciones, analizando en qué medida se distribuyen aleatoriamente o, por el contrario, pueden agruparse en diferentes clústeres. Desde una perspectiva multidimensional, este estudio combina diversas técnicas multivariantes que evitan algunos de los posibles problemas inherentes a la estimación de modelos causales, a la vez que ofrecen una visión integral de las interdependencias entre las variables de interés y el posicionamiento de las instituciones en función de su comportamiento predictivo.

La importancia de la predicción de eventos fijos en la formulación de la política económica no siempre se ha reflejado en la cantidad de literatura disponible sobre el tema. Sin embargo, en los últimos años, se ha publicado un creciente número de estudios (Bürgi & Ortiz, 2025; Knüppel & Vladu, 2025; Krüger & Plett, 2024). Muchos de estos trabajos se han centrado en el análisis de la Encuesta de Pronósticos Profesionales (EPP) de EE. UU., realizada por el Banco de la Reserva Federal de Filadelfia (p. ej., Clements, 2010, 2012, 2025; Milani, 2025; Tian et al., 2022), aunque cada vez se publican más estudios para otros países. Por ejemplo, Capistrán y López-Moctezuma (2014) utilizaron las previsiones de la EPP de México, e Iregui et al. (2021) la encuesta a analistas económicos externos del Banco de la República de Colombia.

Hasta donde sabemos, este es el primer trabajo que aborda el análisis del comportamiento predictivo del *Panel de previsiones de Funcas para la economía española* desde una doble perspectiva. La incorporación de una dimensión longitudinal permite contrastar hipótesis mediante la estimación de modelos y también una representación visual de la interacción entre las estrategias predictivas de las diferentes instituciones durante los últimos 25 años.

El presente estudio difiere de la mayoría de trabajos anteriores en varios aspectos. En primer lugar, se combinan dos enfoques diferentes para evaluar las estrategias predictivas de las diferentes instituciones. La aplicación de técnicas multivariantes capaces de sintetizar un amplio espectro de variables relacionadas con la precisión de las predicciones, así como la persistencia de los errores de previsión y la magnitud de las revisiones –tanto respecto de sus previsiones previas como en relación a las previsiones de consenso–, permite evitar problemas de multicolinealidad e ineficiencia en las estimaciones de los parámetros propios de los estudios causales (Clements & Hendry, 1998). Para ello, se propone un enfoque novedoso que no se ha utilizado anteriormente en este contexto.

En segundo lugar, el estudio se centra en las tres principales variables macroeconómicas (crecimiento económico, inflación y desempleo), analizadas individualmente, mientras que muchos estudios previos tienden suelen focalizarse principalmente en las previsiones del PIB, lo cual impide analizar un análisis comparativo de las diferencias en el comportamiento de las previsiones entre variables. Además, estos tres tipos de previsiones se analizan para diferentes horizontes de previsión, lo que aporta una perspectiva innovadora sobre el tema. Finalmente, el trabajo utiliza un panel de previsiones institucionales de España, que hasta ahora prácticamente no se han analizado, con la excepción del trabajo de Gadea (2014, 2024).

La estructura del artículo es la siguiente. La Sección 2 describe la base de datos. En la Sección 3, se contrastan varias hipótesis utilizando un modelo del proceso de revisión de previsiones para evaluar el comportamiento estratégico de las instituciones y la existencia de indicios de efecto imitación. La siguiente sección presenta la metodología de posicionamiento propuesta y los resultados del análisis exploratorio, donde se examina la dispersión de las previsiones y el posicionamiento de las instituciones que las realizan. Para comprobar la robustez, aplicamos dos técnicas multivariantes alternativas para posicionar las instituciones según su comportamiento de pronóstico durante el período de muestra. Finalmente, en la Sección 5 resumimos los resultados encontrados, y presentamos las conclusiones así como sugerencias para trabajos futuros.

2. Datos — *Panel de previsiones de la economía española*

El estudio se basa en un conjunto de datos de panel que incluye predicciones de eventos fijos sobre las principales variables económicas en España –*Panel de Previsiones de la Economía Española* (Funcas, 2025)–. La encuesta es realizada por Funcas entre los servicios de análisis económico de diversas instituciones españolas. La encuesta se lleva a cabo desde 1999 y se publica bimestralmente. A partir de las respuestas, se generan predicciones de consenso, entendidas como la media aritmética de las predicciones individuales.

El número de instituciones participantes ha oscilado entre las 10 iniciales y las 19 instituciones que participan en el panel a día de hoy. Dado que, en algunos casos, los analistas institucionales participan en la encuesta durante un periodo y posteriormente se retiran, con el objetivo de disponer de un período suficientemente amplio y cubrir las diferentes áreas de la economía, se ha seleccionado un grupo con las nueve principales instituciones que participaron en la encuesta desde el año inicial para así conseguir el mayor período muestral posible: BBVA Research, CaixaBank Research, el Centro de Predicción Económica (CEPREDE), Funcas, el Instituto Económico Complutense (ICAE), el Instituto de Estudios Económicos (IEE), el Banco de Santander, Analistas Financieros Internacionales (AFI) e Intermoney. Como resultado, nuestro periodo muestral se extiende desde 2000 hasta 2024.

Las previsiones incluidas en la encuesta corresponden a las siguientes variables: Producto Interior Bruto (PIB) y sus componentes de demanda, Índice de Precios al Consumo (IPC), remuneración por asalariado, empleo (EPA), tasa de paro, balanza de pagos por cuenta corriente (como % del PIB) y saldo de las Administraciones Públicas (como % del PIB). Para cada variable, las previsiones para el año T están disponibles bimestralmente, desde marzo T-1 hasta enero T+1; es decir, se dispone de 12 previsiones para cada variable por año. Una descripción detallada de los datos incluidos en el panel de Funcas se puede encontrar en Gadea (2024). Otros trabajos que analizan el panel de Funcas incluyen Pons-Novell (2006) y Gadea (2014).

Para mayor claridad, este estudio utiliza previsiones de tres variables económicas (PIB, IPC general y tasa de paro) para el período 2000-2024, realizadas en dos horizontes temporales de predicción diferentes: i) previsiones a 18 meses, publicadas en julio T-1, y ii) previsiones a 6 meses, publicadas en julio del año T. Además, también se calculan las revisiones del mismo año objetivo realizadas seis meses después de generar las predicciones, tanto respecto a la propia previsión seis meses antes como a la previsión de consenso.

Para ofrecer una visión longitudinal de la capacidad predictiva de las diferentes instituciones durante los últimos 25 años, en el ***Apéndice 1*** graficamos para las tres variables la evolución de los errores de predicción de cada institución en comparación con los errores de pronóstico promedio, es decir, aquellos calculados para la predicción de consenso. En el último gráfico, incluimos la evolución de cada variable, así como el pronóstico de consenso. Los errores de predicción de cada institución se utilizan para calcular una amplia gama de medidas de precisión de la capacidad predictiva: el error porcentual absoluto medio (EPAM) y la raíz del error cuadrático medio (REQM), así como el grado de persistencia de los errores de pronóstico para cada horizonte de pronóstico, que se calcula mediante la primera autocorrelación, denotada como *phi*. En este sentido, en un reciente análisis de la EPP de EE. UU., Pedersen (2025) encontró ue el signo de la primera revisión persistía en ajustes posteriores. Un resumen del promedio de estas métricas durante el período de muestra se puede encontrar en la Tabla 1.

Como cabe esperar, se observa que la precisión empeora a medida que aumenta el horizonte de predicción (Clements et al., 2025). Comparando diferentes instituciones, la capacidad predictiva relativa de cada institución varía significativamente en función de la variable macroeconómica que se predice. Así, las instituciones que muestran la mejor capacidad predictiva en términos de crecimiento económico para diferentes horizontes de pronóstico obtienen los valores promedio de EPAM más altos para las predicciones de desempleo. Comparando los valores para las tres variables analizadas, las predicciones de inflación son, en promedio, las más precisas, seguidas por las de crecimiento económico y la tasa de desempleo. En cuanto a la persistencia de los errores de predicción, se observan diferencias notables entre variables. Así, mientras que los valores para la inflación son muy similares para los dos horizontes de pronóstico, se obtienen valores diferentes para el crecimiento económico y el desempleo para cada horizonte. Sin embargo, mientras que la persistencia de los errores de predicción para el desempleo parece aumentar con h, se observa lo contrario para el crecimiento económico.

Tabla 1. Estadísticos descriptivos – Valores promedio para 2000-2024

EPAM (%)	Crecimiento económico		Inflación		Desempleo	
	h=18	*h=6*	*h=18*	*h=6*	*h=18*	*h=6*
CEPREDE	1.552	0.780	1.288	0.340	1.872	0.824
FUNCAS	1.548	0.652	1.280	0.268	1.408	0.472
ICAE	1.616	0.668	1.188	0.376	1.784	0.664
IEE	1.588	0.672	1.300	0.384	1.888	0.664
CaixaBank	1.764	0.768	1.212	0.320	1.864	0.632
Santander	1.584	0.664	1.204	0.275	1.604	0.560
AFI	1.612	0.710	1.208	0.300	1.612	0.552
BBVA	1.700	0.688	1.208	0.292	1.772	0.544
Intermoney	1.532	0.624	1.208	0.324	1.768	0.844
Persistencia (*phi*)	**Crecimiento económico**		**Inflación**		**Desempleo**	
	h=18	*h=6*	*h=18*	*h=6*	*h=18*	*h=6*
CEPREDE	0.083	0.387	0.129	0.036	0.433	0.040
FUNCAS	0.080	0.342	0.070	0.099	0.239	0.087
ICAE	0.027	0.338	0.149	0.173	0.414	0.030
IEE	0.042	0.415	0.152	0.060	0.260	0.018
CaixaBank	0.233	0.273	0.226	0.152	0.315	0.044
Santander	0.054	0.435	0.187	0.180	0.316	0.066
AFI	0.030	0.270	0.222	0.266	0.269	0.111
BBVA	0.088	0.377	0.194	0.132	0.383	0.114
Intermoney	0.097	0.373	0.217	0.055	0.383	0.217

Notas: EPAM se refiere al Error Porcentual Absoluto Medio, expresado en %. El nivel de persistencia de los errores de predicción se calcula como el valor del primer coeficiente de autocorrelación (*phi*). El horizonte predictivo se denota como h.

La Tabla 2 muestra las revisiones promedio realizadas con respecto a (i) la previsión previa de cada institución y (ii) al consenso. Los valores mostrados en la Tabla 2 sugieren que las revisiones propias tienden a ser positivas para las tres variables, mientras que las revisiones realizadas con respecto al consenso son, en promedio, positivas para la inflación y la tasa de desempleo, mientras que siempre son negativas para las previsiones del PIB.

Tabla 2. Revisiones promedio (2000-2024)

En relación a predicción anterior	Crecimiento económico		Inflación		Desempleo	
	Primera revisión	**Segunda revisión**	**Primera revisión**	**Segunda revisión**	**Primera revisión**	**Segunda revisión**
CEPREDE	0.352	0.548	0.056	0.232	0.050	0.250
FUNCAS	0.224	0.548	0.113	0.163	0.164	0.204
ICAE	0.316	0.452	0.196	0.408	0.255	0.121
IEE	0.428	0.640	0.020	0.232	0.268	0.324
CaixaBank	0.376	0.564	0.048	0.244	-0.064	0.240
Santander	0.452	0.712	0.168	0.100	-0.004	0.284
AFI	0.376	0.512	0.012	0.189	0.042	0.226
BBVA	0.160	0.490	0.196	0.176	-0.088	0.188
Intermoney	0.508	0.408	0.064	0.244	0.155	0.113
En relación al consenso	Crecimiento económico		Inflación		Desempleo	
	Primera revisión	**Segunda revisión**	**Primera revisión**	**Primera revisión**	**Segunda revisión**	**Primera revisión**
CEPREDE	-0.248	-0.444	0.061	0.168	0.156	0.310
FUNCAS	-0.392	-0.492	-0.016	0.336	0.063	0.134
ICAE	-0.316	-0.604	0.156	0.332	0.068	0.342
IEE	-0.364	-0.576	0.056	0.244	0.120	0.310
CaixaBank	-0.336	-0.696	0.192	0.236	0.036	0.270
Santander	-0.352	-0.512	0.092	0.225	0.046	0.222
AFI	-0.364	-0.502	0.048	0.168	0.164	0.302
BBVA	-0.480	-0.536	0.004	0.192	0.087	0.150
Intermoney	-0.364	-0.528	0.088	0.184	0.174	0.498

Notas: Las revisiones se calculan seis meses después de generar las predicciones anuales de las variables objetivo. La primera revisión se realiza con respecto al pronóstico a 18 meses y la segunda, con respecto al pronóstico a 12 meses.

3. Análisis de las revisiones

La heterogeneidad de los pronósticos –que aborda tanto las diferencias en la precisión de los pronósticos como las diferencias entre agentees– está recibiendo cada vez más atención en la literatura, desplazando el enfoque de los modelos teóricos de formación de expectativas, como la hipótesis de las expectativas racionales, a la comprobación empírica de cómo se derivan las predicciones. Parte de este resurgimiento puede atribuirse a la evidencia de la persistente heterogeneidad entre agentes (Clements, 2022; Patton & Timmermann, 2010) y a la utilidad de la heterogeneidad como indicador de la incertidumbre económica (Claveria, 2021; Rich & Tracy, 2021; Rossi & Sekhposyan, 2015). Existe cierto consenso en la literatura sobre los principales determinantes de las diferencias en los pronósticos: (i) información privada obtenida aleatoriamente, (ii) agentes que se centran en definiciones distintas de la variable de interés, (iii) grupos distintos de agentes con diferente acceso a la información, y (iv) sesgos de comportamiento resultantes de motivaciones distintas a la precisión de los pronósticos.

Con el fin de evaluar las revisiones del panel de Funcas, utilizamos el modelo de revisión propuesto recientemente por Meade y Driver (2023) para contrastar un conjunto de hipótesis relacionadas con el comportamiento de los agentes. La previsión de la variable en el año *T* por la institución *i* se denota mediante $F_{i,T,h}$,, donde *h* es el horizonte de predicción, es decir, el número de meses antes de la publicación de la cifra oficial. Los autores utilizan un modelo de revisión de pronósticos para el mismo año objetivo a intervalos de *k* meses. En nuestro caso, k es igual a un semestre. La predicción de consenso para el horizonte *h* se calcula como el pronóstico promedio, es decir, $C_{T,h} = \overline{F_{T,h}}$.. El modelo se especifica de la siguiente manera:

$$R_{i,T,h} = \emptyset_1 + \emptyset_2\left(C_{i,T,h+1} - C_{i,T,h+k}\right) + \emptyset_3\left(F_{i,T,h+k} - C_{i,T,h+k}\right) + \varepsilon_{i,h} \quad (1)$$

donde $R_{i,T,h}$ denota la revisión realizada con *h* meses de anterioridad a la publicación de la cifra oficial. El primer término de la Ecuación (1) hace referencia al cambio en el consenso durante la revisión, y captura el efecto de incorporar la nueva información disponible durante los últimos 6 meses. El segundo término de la Ecuación (2) es la distancia de la predicción anterior con respecto al pronóstico de consenso en ese período, y encapsula el cambio en la dispersión sobre el consenso, representado por la distancia previa al consenso. Este marco teórico permite contrastar tres hipótesis diferentes relativas al comportamiento predictivo de los agentes.

La primera hipótesis, $H_1: \emptyset_1 = 0$, implica la ausencia de sesgo en el proceso de revisión. La segunda hipótesis, $H_2: \emptyset_2 = 0$, implica que la nueva información que provoca el cambio en el consenso entre otros agentes no es considerada por la institución *i*; los valores positivos de $\emptyset_2$ indican que el ajuste de la institución va en la misma dirección que el de otros agentes. Finalmente, la tercera hipótesis, $H_3: \emptyset_3 = 0$, implica que la distancia previa respecto al consenso no influye en la revisión. Un valor negativo de $\emptyset_3$ sugiere presión para acercarse al consenso y, por lo tanto, sería indicativa de la existencia de efecto imitación. Las estimaciones completas se pueden encontrar en la Tabla 3.

Tabla 3. Estimación del modelo de revisión para cada institución

Institución	CEPREDE		FUNCAS		ICAE	
Variable	Primera revisión	Segunda revisión	Primera revisión	Segunda revisión	Primera revisión	Segunda revisión
PIB						
$\emptyset_1$	0.041	-0.091	0.085	0.051	-0.043	-0.048
	(0.065)	(0.123)	(0.064)	(0.036)	(0.072)	(0.044)
$\emptyset_2$	0.039	0.793	1.027***	0.968***	1.458***	0.404
	(0.138)	(0.623)	(0.218)	(0.325)	(0.520)	(0.277)
$\emptyset_3$	1.012***	0.051	0.100	-0.056	-0.406	0.614**
	(0.116)	(0.742)	(0.155)	(0.356)	(0.492)	(0.268)
Inflación						
$\emptyset_1$	0.069	-0.096	-0.177	0.091	-0.160***	-0.114
	(0.066)	(0.088)	(0.113)	(0.082)	(0.040)	(0.077)
$\emptyset_2$	0.283*	0.879**	-0.042	-0.658	-0.090	0.059**
	(0.160)	(0.374)	(0.517)	(0.509)	(0.180)	(0.210)
$\emptyset_3$	0.455	0.318	1.029***	1.399***	1.186***	1.001***
	(0.302)	(0.319)	(0.307)	(0.428)	(0.139)	(0.186)
Desempleo						
$\emptyset_1$	0.200	-0.078	0.210**	-0.040	0.187*	-0.031
	(0.132)	(0.115)	(0.096)	(0.051)	(0.101)	(0.072)
$\emptyset_2$	1.860***	0.256*	0.842*	0.359**	-0.020	-0.002
	(0.387)	(0.141)	(0.495)	(0.155)	(0.696)	(0.155)
$\emptyset_3$	-0.825*	0.704***	0.049	0.532***	1.207	1.040***
	(0.431)	(0.137)	(0.405)	(0.187)	(0.790)	(0.163)

Notas: Las revisiones se calculan seis meses después de generar las predicciones anuales de las variables objetivo. La primera revisión se realiza con respecto al pronóstico a 18 meses vista, y la segunda respecto al pronóstico a 12 meses. Errores estándar entre paréntesis. *** Significación estadística al 1%, ** al 5%. y * al 10%.

Tabla 3 (cont. 1). Estimación del modelo de revisión para cada institución

Institución	IEE		CaixaBank		Santander	
Variable	Primera revisión	Segunda revisión	Primera revisión	Segunda revisión	Primera revisión	Segunda revisión
PIB						
$\emptyset_1$	0.027	-0.009	-0.007	-0.025	-0.018	0.005
	(0.064)	(0.030)	(0.087)	(0.039)	(0.045)	(0.033)
$\emptyset_2$	0.948***	0.763***	-0.318	0.598***	0.814***	-0.065
	(0.321)	(0.134)	(0.719)	(0.102)	(0.305)	(0.318)
$\emptyset_3$	0.191	0.238*	1.657*	0.516***	0.203	1.081***
	(0.370)	(0.133)	(0.919)	(0.081)	(0.289)	(0.339)
Inflación						
$\emptyset_1$	-0.010	-0.031	-0.022	-0.109	-0.077	0.011
	(0.035)	(0.080)	(0.054)	(0.075)	(0.063)	(0.052)
$\emptyset_2$	0.456***	1.280	0.070	0.607	-0.0211	-0.111
	(0.093)	(0.980)	(0.219)	(0.386)	(0.174)	(0.337)
$\emptyset_3$	0.577***	-0.089	0.968***	0.288	0.980***	0.906**
	(0.214)	(1.024)	(0.168)	(0.393)	(0.144)	(0.363)
Desempleo						
$\emptyset_1$	-0.055	-0.085	-0.044	0.007	0.002	0.010
	(0.078)	(0.092)	(0.094)	(0.042)	(0.085)	(0.051)
$\emptyset_2$	1.802***	0.125	0.362	0.298	0.494	0.055
	(0.421)	(0.160)	(0.598)	(0.234)	(0.309)	(0.129)
$\emptyset_3$	-0.830*	0.948***	0.608	0.752***	0.337	0.909***
	(0.448)	(0.137)	(0.658)	(0.241)	(0.335)	(0.155)

Notas: Las revisiones se calculan seis meses después de generar las predicciones anuales de las variables objetivo. La primera revisión se realiza con respecto al pronóstico a 18 meses vista, y la segunda respecto al pronóstico a 12 meses. Errores estándar entre paréntesis. *** Significación estadística al 1%, ** al 5%. y * al 10%.

Tabla 3 (cont. 2). Estimación del modelo de revisión para cada institución

Institución	AFI		BBVA		Intermoney	
Variable	Primera revisión	Segunda revisión	Primera revisión	Segunda revisión	Primera revisión	Segunda revisión
PIB						
$\emptyset_1$	0.158**	0.013	-0.065	0.157*	-0.076	0.024
	(0.071)	(0.034)	(0.059)	(0.081)	(0.082)	(0.110)
$\emptyset_2$	0.834	0.149	1.002***	0.526	0.075	-0.128
	(0.711)	(0.131)	(0.066)	(0.394)	(0.097)	(0.313)
$\emptyset_3$	0.067	0.839***	0.188***	0.517	0.665***	1.155***
	(0.685)	(0.153)	(0.064)	(0.370)	(0.063)	(0.313)
Inflación						
$\emptyset_1$	0.149***	0.050	0.041	0.027	0.015	-0.023
	(0.038)	(0.051)	(0.057)	(0.041)	(0.045)	(0.065)
$\emptyset_2$	0.024	-0.290	0.368***	0.360**	0.201	0.456**
	(0.237)	(0.181)	(0.141)	(0.334)	(0.196)	(0.211)
$\emptyset_3$	0.957***	1.148***	0.570***	0.694	0.840***	0.374
	(0.167)	(0.210)	(0.138)	(0.330)	(0.147)	(0.241)
Desempleo						
$\emptyset_1$	-0.169	-0.083**	0.088	-0.071	-0.042	-0.126
	(0.114)	(0.042)	(0.072)	(0.064)	(0.119)	(0.099)
$\emptyset_2$	0.373	0.124**	0.669***	0.385**	0.034	0.055
	(0.357)	(0.060)	(0.227)	(0.170)	(0.283)	(0.195)
$\emptyset_3$	0.378	0.795***	0.386	0.584***	0.683***	0.977***
	(0.355)	(0.063)	(0.245)	(0.166)	(0.259)	(0.163)

Notas: Las revisiones se calculan seis meses después de generar las predicciones anuales de las variables objetivo. La primera revisión se realiza con respecto al pronóstico a 18 meses vista, y la segunda respecto al pronóstico a 12 meses. Errores estándar entre paréntesis. *** Significación estadística al 1%, ** al 5%. y * al 10%.

La Tabla 4 contiene un resumen de los resultados de la prueba de las tres hipótesis del modelo de revisión propuesto por Meade y Driver (2023). Con respecto a la primera hipótesis, $H_1: \emptyset_1 = 0$, se observa que prácticamente no existe evidencia que permita rechazar la hipótesis de ausencia de sesgo, ya sea al alza o a la baja. Respecto a la segunda hipótesis, $H_2: \emptyset_2 = 0$, es decir, que las previsiones institucionales ignoran la nueva información que provoca cambios en el consenso entre revisiones, esta se rechaza en aproximadamente un tercio de las pruebas.

Cuando esto ocurre, el coeficiente toma signo positivo, $\emptyset_2 > 0$, lo que sugiere que el ajuste se produce en la misma dirección que en el resto de las instituciones.

La última hipótesis, $H_0: \emptyset_3 = 0$, que evalúa si la distancia previa al consenso influye en la revisión, muestra que la tasa de rechazo es mucho mayor que en los dos contrastes previos. Si el parámetro adopta un signo negativo, $\emptyset_3 < 0$, indica la existencia de presión para acercarse al consenso, es decir, de efecto imitación. En nuestro caso, en la mayoría de los casos donde el coeficiente era significativo, tomaba signo positivo.

Tabla 4. Resumen de los contrastes de hipótesis – Casos en los que se rechaza la hipótesis nula

	Primera revisión	Segunda revisión
Variable		
Crecimiento PIB		
$H_1: \emptyset_1 = 0$	1 (11.1%)	0 (0.0%)
$H_2: \emptyset_2 = 0$	4 (44.4%)	3 (33.3%)
$H_3: \emptyset_3 = 0$	3 (33.3%)	5 (55.6%)
Inflación		
$H_1: \emptyset_1 = 0$	2 (22.2%)	0 (0.0%)
$H_2: \emptyset_2 = 0$	2 (22.2%)	3 (33.3%)
$H_3: \emptyset_3 = 0$	8 (88.9%)	4 (44.4%)
Desempleo		
$H_1: \emptyset_1 = 0$	1 (11.1%)	1 (11.1%)
$H_2: \emptyset_2 = 0$	3 (33.3%)	2 (22.2%)
$H_3: \emptyset_3 = 0$	1 (11.1%)	9 (100.0%)

Notas: Las revisiones se calculan seis meses después de generar las predicciones anuales de las variables objetivo. La primera revisión se realiza con respecto al pronóstico a 18 meses vista, y la segunda respecto al pronóstico a 12 meses.

En general, para un nivel de significación del 5% no encontramos evidencia suficiente para rechazar la hipótesis de ausencia de sesgo en el proceso de revisión, ya sea al alza o a la baja. Esto es cierto para las tres variables y para los diferentes horizontes de predicción, excepto uno o dos casos aislados. En la literatura empírica existen resultados mixtos con respecto a la insesgadez de las revisiones en los pronósticos de eventos fijos, que a menudo dependen del horizonte y de la variable objetivo. Así, mientras Bernhardt et al. (2006) y Batchelor (2007) obtuvieron evidencia de la presencia de sesgo en diferentes tipos de pronósticos, Messina et al. (2015) mostraron como los pronósticos de inflación de la Reserva Federal no estaban sesgados, y más recientemente, Meade y Driver (2023) y Tsuchiya (2023) no encontraron evidencia de sesgo sistemático en las revisiones de predicciones de crecimiento económico.

A pesar de ello, observamos que los agentes tienden a incorporar la nueva información disponible, y a hacerlo en la misma dirección que el resto de las instituciones. Además, este patrón apenas difiere entre variables u horizontes de predicción. En general, los resultados obtenidos concuerdan con la evidencia empírica presentada en la literatura (p. ej., Blanchflower, 2019; Clements, 2018). En este sentido, existe evidencia sobre la tendencia de los agentes a actualizar sucesivamente sus predicciones. En un análisis del comportamiento de un gran panel internacional de pronósticos del PIB, Dovern (2013) encontró que casi la mitad de los agentes revisaban sus previsiones cada mes y que, al no hacerlo, se generaba una autocorrelación persistente de errores. Batchelor y Dua (1992) encontraron que, al revisar las predicciones, la mayoría de los agentes daban más peso a sus propios pronósticos pasados que a los pronósticos conocidos del resto de agentes. De manera similar, utilizando los pronósticos de inflación y crecimiento del PIB contenidos en el EPP de México, Capistrán y López-Moctezuma (2014) encontraron que los encuestados se anclaban a sus pronósticos iniciales, actualizando sus revisiones a medida que recibían más información, pero no utilizaban la información conocida públicamente de manera eficiente. Iregui et al. (2021) descubrieron que los analistas colombianos utilizaban valores históricos para revisar sus pronósticos y solo recurrían a otras variables durante períodos de inestabilidad del mercado. De igual manera, Chocobar et al. (2025) hallaron recientemente evidencia de que los participantes del panel de predicciones de equilibrio presupuestario de *Consensus Economics* incorporaban sistemáticamente noticias económicas en sus revisiones, y en general, solo tendían a desviarse de la racionalidad al reaccionar ante grandes cambios repentinos, como la crisis financiera o la pandemia.

Finalmente, con respecto a la tercera hipótesis, $H_0: \emptyset_3 = 0$, que prueba si la distancia previa respecto al consenso influye en la revisión, no encontramos evidencia de efecto

imitación. La tasa de rechazo obtenida es mucho mayor que en los dos contrastes anteriores. Si bien la literatura disponible arroja resultados contrapuestos (Ortiz et al., 2013), existe amplia evidencia empírica contra la existencia de efecto imitación (Clements, 2018). Bernhardt et al. (2006) descubrieron que los analistas financieros no presentaban un comportamiento gregario, sino todo lo contrario: emitían sistemáticamente pronósticos sesgados contrapuestos que sobrepasaban el pronóstico de consenso disponible. Bürgi y Ortiz (2025) encontraron recientemente que los pronosticadores de la EPP estadounidense compensaban parcialmente sus revisiones trimestrales dentro del año calendario, lo que vendría a amortiguar el impacto de las reacciones exageradas a la nueva información.

Utilizando un conjunto de datos de pronósticos puntuales de eventos fijos sobre el crecimiento del PIB del Reino Unido realizados por un panel de pronosticadores independientes, Meade y Driver (2023) descubrieron recientemente que los agentes se veían influenciados positivamente por un cambio en el pronóstico de consenso y negativamente por la distancia previa de su pronóstico respecto al consenso. Los autores también pusieron de manifiesto que el consenso estaba liderado por una minoría de agentes. En un estudio reciente, Rich y Tracy (2025) observaron que los participantes en la EPP del Banco Central Europeo mostraban patrones sistemáticos en la capacidad predictiva, tanto para cada variable objetivo como entre ellas.

Con el objetivo de ahondar sobre el agrupamiento de los analistas institucionales españoles en función de sus estrategias de previsión, a continuación, se presenta una metodología en dos etapas para posicionar a los agentes en función de un amplio conjunto de métricas relacionadas con su comportamiento predictivo.

4. Posicionamiento de los analistas institucionales

En esta sección, proponemos una metodología de dos fases para posicionar a los analistas institucionales en función de su comportamiento predictivo. Como señalan Meade y Driver (2023), la literatura coincide ampliamente en que existe heterogeneidad en las opiniones de los agentes causante del desacuerdo entre sus predicciones, pero se sabe poco sobre su estructura. El enfoque propuesto nos permite detectar visualmente si el desacuerdo observado se deriva de creencias heterogéneas distribuidas aleatoriamente o si hay pronosticadores agrupados que comparten creencias similares.

Para ello, empezamos calculando las revisiones y los errores de pronóstico para las tres variables para el período de 2000 a 2024 para cuatro horizontes de pronóstico diferentes. Los errores de los agentes se utilizan a su vez para calcular diferentes métricas de precisión de pronóstico con el objetivo de cubrir un amplio espectro de factores para aproximar el comportamiento predictivo de los analistas. Estas medidas podrían dividirse en tres categorías: métricas de precisión de la capacidad predictiva, de persistencia y magnitud de las revisiones. Luego, las instituciones se ordenan según su nivel promedio durante el período evaluado. Estas clasificaciones ofrecen una visión general del desempeño relativo de cada institución desde diferentes ángulos, para cada horizonte de pronóstico y cada variable. Las clasificaciones se incluyen en la Tabla 5 para las predicciones del crecimiento económico, en la Tabla 6 para las previsiones de inflación, y en la Tabla 7 para los pronósticos de la tasa de desempleo.

Tabla 5. Ranking de los analistas – Predicciones crecimiento económico (2000-2024)

EPAM	EPAM	EPAM	Persistencia	Persistencia	Persistencia
h=18	*h*=12	*h*=6	*h*=18	*h*=12	*h*=6
consenso	ICAE	**consenso**	ICAE	IEE	AFI
Intermoney	FUNCAS	Intermoney	AFI	ICAE	CaixaBank
FUNCAS	IEE	FUNCAS	IEE	CaixaBank	ICAE
CEPREDE	**consenso**	Santander	Santander	**consenso**	FUNCAS
Santander	Santander	ICAE	**consenso**	BBVA	Intermoney
IEE	AFI	IEE	FUNCAS	AFI	BBVA
AFI	CaixaBank	BBVA	CEPREDE	Santander	CEPREDE
ICAE	CEPREDE	AFI	BBVA	Intermoney	IEE
BBVA	Intermoney	CaixaBank	Intermoney	FUNCAS	Santander
CaixaBank	BBVA	CEPREDE	CaixaBank	CEPREDE	**consenso**

RECM	RECM	RECM	Primera revisión	Segunda revisión	Error promedio
h=18	*h*=12	*h*=6	*h*=12	*h*=6	
Intermoney	FUNCAS	**consenso**	CEPREDE	CEPREDE	AFI
FUNCAS	IEE	Santander	ICAE	FUNCAS	FUNCAS
consenso	ICAE	FUNCAS	CaixaBank	AFI	IEE
CEPREDE	**consenso**	Intermoney	Santander	Santander	CaixaBank
Santander	AFI	ICAE	AFI	Intermoney	Intermoney
AFI	Santander	IEE	Intermoney	BBVA	**consenso**
ICAE	CaixaBank	BBVA	IEE	IEE	BBVA
IEE	CEPREDE	AFI	FUNCAS	ICAE	Santander
BBVA	BBVA	CEPREDE	BBVA	CaixaBank	ICAE
CaixaBank	Intermoney	CaixaBank			CEPREDE

Notas: Los países se clasifican en orden creciente según sus valores medios durante el período de muestra (2000-2024). La clasificación de las revisiones se realiza tomando el valor absoluto de la revisión, desde el promedio más bajo hasta el más alto durante el período analizado. El pronóstico de consenso se escribe en negrita. EPAM se refiere al Error Porcentual Absoluto Medio. RECM se refiere a la Raíz del Error Cuadrático Medio. El error promedio hace referencia a la media aritmética de los errores de predicción para los cuatro horizontes predictivos. El nivel de persistencia de los errores de predicción se calcula como el valor del primer coeficiente de autocorrelación (*phi*). Los horizontes de predicción se denotan por *h*.

Tabla 6. Ranking de los analistas – Predicciones inflación (2000-2024)

EPAM	EPAM	EPAM	Persistencia	Persistencia	Persistencia
h=18	*h*=12	*h*=6	*h*=18	*h*=12	*h*=6
consenso	FUNCAS	FUNCAS	FUNCAS	FUNCAS	CEPREDE
ICAE	Santander	Santander	CEPREDE	Intermoney	Intermoney
Santander	AFI	**consenso**	ICAE	IEE	IEE
BBVA	**consenso**	BBVA	IEE	Santander	FUNCAS
AFI	Intermoney	AFI	**consenso**	CaixaBank	**consenso**
Intermoney	ICAE	CaixaBank	Santander	AFI	BBVA
CaixaBank	BBVA	Intermoney	BBVA	**consenso**	CaixaBank
FUNCAS	CaixaBank	CEPREDE	Intermoney	BBVA	ICAE
CEPREDE	CEPREDE	ICAE	AFI	CEPREDE	Santander
IEE	IEE	IEE	CaixaBank	ICAE	AFI

RECM	RECM	RECM	Primera revisión	Segunda revisión	Error promedio
h=18	*h*=12	*h*=6	*h*=12	*h*=6	
ICAE	Santander	FUNCAS	BBVA	CEPREDE	ICAE
consenso	AFI	BBVA	FUNCAS	AFI	FUNCAS
AFI	FUNCAS	**consenso**	AFI	Intermoney	CaixaBank
Intermoney	CaixaBank	Santander	IEE	BBVA	Santander
Santander	Intermoney	CaixaBank	CEPREDE	Santander	IEE
CaixaBank	**consenso**	CEPREDE	Intermoney	CaixaBank	**consenso**
BBVA	ICAE	Intermoney	Santander	IEE	Intermoney
CEPREDE	BBVA	AFI	ICAE	ICAE	CEPREDE
FUNCAS	CEPREDE	ICAE	CaixaBank	FUNCAS	BBVA
IEE	IEE	IEE			AFI

Notas: Los países se clasifican en orden creciente según sus valores medios durante el período de muestra (2000-2024). La clasificación de las revisiones se realiza tomando el valor absoluto de la revisión, desde el promedio más bajo hasta el más alto durante el período analizado. El pronóstico de consenso se escribe en negrita. EPAM se refiere al Error Porcentual Absoluto Medio. RECM se refiere a la Raíz del Error Cuadrático Medio. El error promedio hace referencia a la media aritmética de los errores de predicción para los cuatro horizontes predictivos. El nivel de persistencia de los errores de predicción se calcula como el valor del primer coeficiente de autocorrelación (*phi*). Los horizontes de predicción se denotan por *h*.

Tabla 7. Ranking de los analistas – Predicciones tasa desempleo (2000-2024)

EPAM	EPAM	EPAM	Persistencia	Persistencia	Persistencia
h=18	*h*=12	*h*=6	*h*=18	*h*=12	*h*=6
FUNCAS	FUNCAS	FUNCAS	FUNCAS	FUNCAS	**consenso**
Santander	**consenso**	BBVA	IEE	IEE	IEE
AFI	AFI	AFI	AFI	AFI	ICAE
consenso	Santander	Santander	CaixaBank	ICAE	CEPREDE
Intermoney	CEPREDE	**consenso**	Santander	**consenso**	CaixaBank
BBVA	CaixaBank	CaixaBank	**consenso**	CaixaBank	Santander
ICAE	ICAE	IEE	BBVA	Santander	FUNCAS
CaixaBank	IEE	ICAE	Intermoney	Intermoney	AFI
CEPREDE	BBVA	CEPREDE	ICAE	BBVA	BBVA
IEE	Intermoney	Intermoney	CEPREDE	CEPREDE	Intermoney

RECM	RECM	RECM	Primera revisión	Segunda revisión	Error promedio
h=18	*h*=12	*h*=6	*h*=12	*h*=6	
FUNCAS	FUNCAS	AFI	CaixaBank	FUNCAS	FUNCAS
AFI	AFI	BBVA	Santander	BBVA	BBVA
Santander	CEPREDE	FUNCAS	FUNCAS	Santander	ICAE
Intermoney	**consenso**	Santander	ICAE	CaixaBank	Santander
consenso	Santander	**consenso**	BBVA	AFI	**consenso**
BBVA	ICAE	CaixaBank	IEE	CEPREDE	CaixaBank
CEPREDE	BBVA	ICAE	CEPREDE	IEE	CEPREDE
ICAE	CaixaBank	IEE	AFI	ICAE	IEE
CaixaBank	IEE	CEPREDE	Intermoney	Intermoney	AFI
IEE	Intermoney	CaixaBank			CEPREDE

Notas: Los países se clasifican en orden creciente según sus valores medios durante el período de muestra (2000-2024). La clasificación de las revisiones se realiza tomando el valor absoluto de la revisión, desde el promedio más bajo hasta el más alto durante el período analizado. El pronóstico de consenso se escribe en negrita. EPAM se refiere al Error Porcentual Absoluto Medio. RECM se refiere a la Raíz del Error Cuadrático Medio. El error promedio hace referencia a la media aritmética de los errores de predicción para los cuatro horizontes predictivos. El nivel de persistencia de los errores de predicción se calcula como el valor del primer coeficiente de autocorrelación (*phi*). Los horizontes de predicción se denotan por *h*.

En la primera etapa, la posición ordinal de cada institución en la clasificación se utiliza como insumo para el análisis multivariante mediante ACPCAT. Véase Claveria (2016) para una descripción detallada de la metodología y Pérez y Claveria (2020) para una implementación de la metodología para contrastar la hipótesis de la maldición de los recursos. Este procedimiento permite sintetizar la información ordinal de todas las clasificaciones en dos componentes, que se utilizan para capturar la interacción entre las diferentes variables durante el período muestral. Finalmente, en la segunda etapa, las puntuaciones de cada institución en cada dimensión se utilizan para graficar el posicionamiento relativo de los analistas.

Si bien el ACP es un método multivariante ampliamente utilizado para la reducción de la dimensionalidad, no se ha empleado en este ámbito, con la excepción del estudio de Meade y Driver (2023). Sin embargo, el ACP presenta limitaciones dado que requiere variables numéricas continuas y asume relaciones lineales entre los datos, lo que podría plantear problemas para un estudio de esta naturaleza. Además, dado que uno de los objetivos de este estudio es agrupar instituciones entre sí, el uso exclusivo de variables numéricas podría no ser la forma más eficiente de descubrir y visualizar estas relaciones. Por estas razones, implementamos ACPCAT –también conocido como ACP no lineal– para agrupar y posicionar las nueve instituciones con respecto a su comportamiento de pronóstico.

El ACPCAT puede considerarse, en gran medida, una extensión del ACP tradicional (Meulman et al., 2002). Parte del valor añadido de esta técnica con respecto al ACP reside en su capacidad para abordar relaciones no lineales entre datos, incluyendo datos nominales y ordinales. Una ventaja adicional de ACPCAT es que, debido a las transformaciones no lineales de las variables logradas mediante cuantificación óptima, tiende a concentrar más variación en los primeros componentes principales (De Leeuw & Meulman, 1986), lo que ayuda a visualizar la interacción entre variables, así como la posición relativa de las instituciones en gráficos de dispersión biespaciales. Para implementar ACPCAT, se utiliza como input la posición de cada institución para variable según su nivel promedio durante el período 2000 a 2024. A cada institución se le asigna un valor numérico correspondiente a su posición, obteniendo un conjunto de datos categóricos utilizados para ACPCAT.

La Tabla 8 muestra un resumen del modelo para cada variable macro objetivo. Dado que los dos primeros factores explican más del 80% de la varianza de las tres variables, el análisis se implementa para las dos primeras dimensiones. Como se mencionó anteriormente, el ACPCAT transforma el conjunto original de variables correlacionadas en un conjunto más pequeño de variables no correlacionadas (Linting et al., 2007), aplicando un procedimiento óptimo no lineal que relaciona las cuantificaciones de las categorías versus las categorías originales. Utilizamos Varimax con normalización de Kaiser como método de rotación para calcular las cargas de los componentes, que indican correlaciones de Pearson entre las variables y los dos componentes principales a los que hemos reducido el conjunto de datos.

Tabla 8. Análisis ACPCAT – Resumen

	Crecimiento del PIB		
Dimensión	Alpha de Cronbach	Varianza	
		Total (autovalor)	% de varianza
1	0.909	6.916	40.685
2	0.908	6.893	40.547
Total	0.986*	13.809	81.232
	Inflación		
Dimensión	Alpha de Cronbach	Varianza	
		Total (autovalor)	% de varianza
1	0.946	9.070	53.352
2	0.900	6.516	38.332
Total	0.994*	15.586	91.685
	Tasa de desempleo		
Dimensión	Alpha de Cronbach	Varianza	
		Total (autovalor)	% de varianza
1	0.944	8.501	50.003
2	0.937	8.008	47.105
Total	0.998*	16.508	97.108

Notas: * El promedio de alfa de Cronbach se basa en la media del autovalor.

El Gráfico 1 muestra la posición de los agentes según sus puntuaciones en las dos dimensiones seleccionadas para las previsiones de crecimiento económico y sus revisiones posteriores. Los analistas institucionales analizados pueden dividirse, a grandes rasgos, en tres clusters: (i) un grupo mayoritario, con puntuaciones bajas en la dimensión 2 y altas en la dimensión 1; (ii) el ICAE, con puntuaciones negativas en la dimensión 1 y puntuaciones moderadamente bajas, pero positivas, en la dimensión 2; y, finalmente, iii) CaixaBank, con puntuaciones altas en ambas dimensiones, agrupadas en el cuadrante superior derecho.

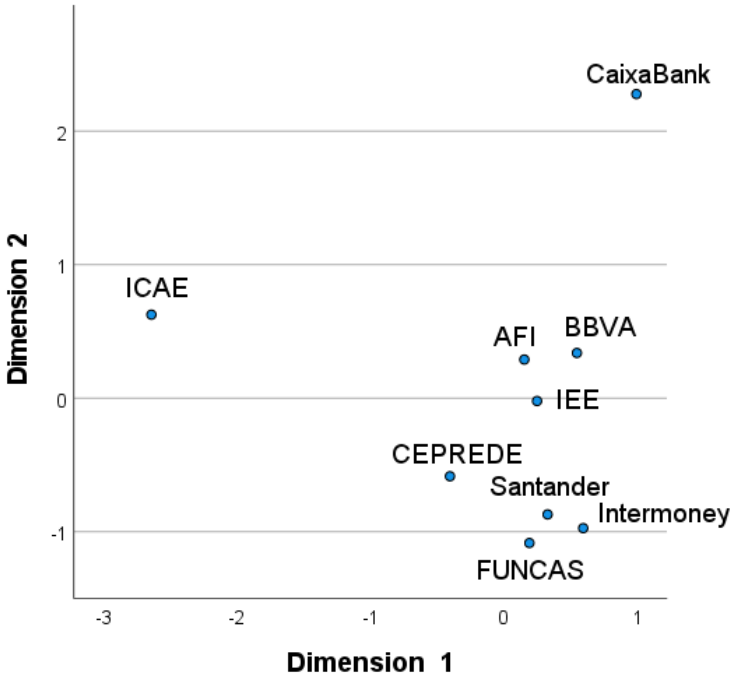


Gráfico 1. Gráfico de dispersión biespacial con las puntuaciones de los objetos etiquetadas por institución – Predicciones crecimiento del PIB – Niveles promedio 2000-2024

Al replicar el análisis para las predicciones de inflación y de la tasa de desempleo (Gráficos 2 y 3 respectivamente), se observan nuevamente tres grupos distintos de analistas. Sin embargo, con la excepción de Funcas, que en ambos casos destaca del resto de las instituciones, con los valores más bajos en la dimensión 1, las instituciones con puntuaciones altas en ambas dimensiones varían en función de la variable objetivo. Así, en el Gráfico 2, donde se proyectan las instituciones según sus clasificaciones generadas para las predicciones de inflación, el CEPREDE y el IEE se encuentran en el cuadrante superior derecho del gráfico, mientras que, en el caso del desempleo, Intermoney ocupa esta posición. Cabe señalar que los analistas en esta posición tienden a aparecer en la parte inferior de las clasificaciones de precisión predictiva (véanse los rankings contenidos en las Tablas 5, 6 y 7). Por el contrario, Funcas, que se posiciona en el extremo opuesto, suele estar entre las instituciones líderes en términos de precisión de sus predicciones de inflación y desempleo.

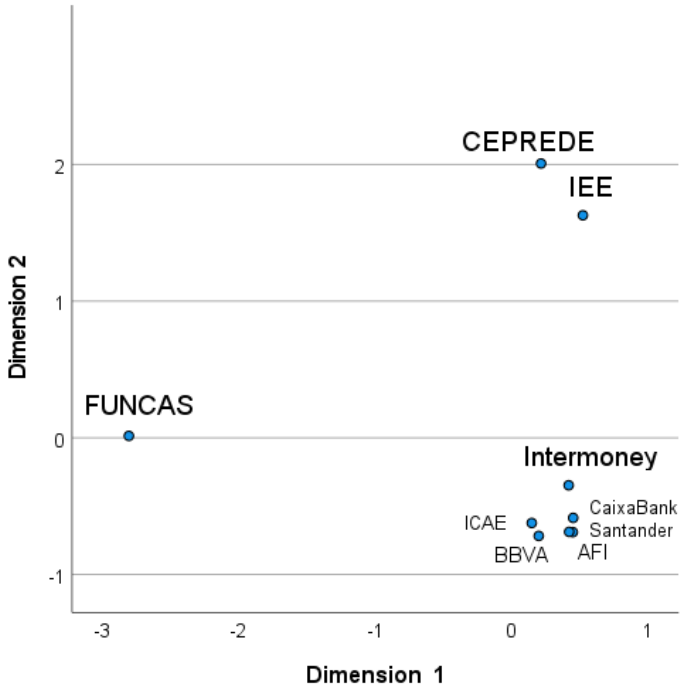


Gráfico 2. Gráfico de dispersión biespacial con las puntuaciones de los objetos etiquetadas por institución – Predicciones inflación – Niveles promedio 2000-2024

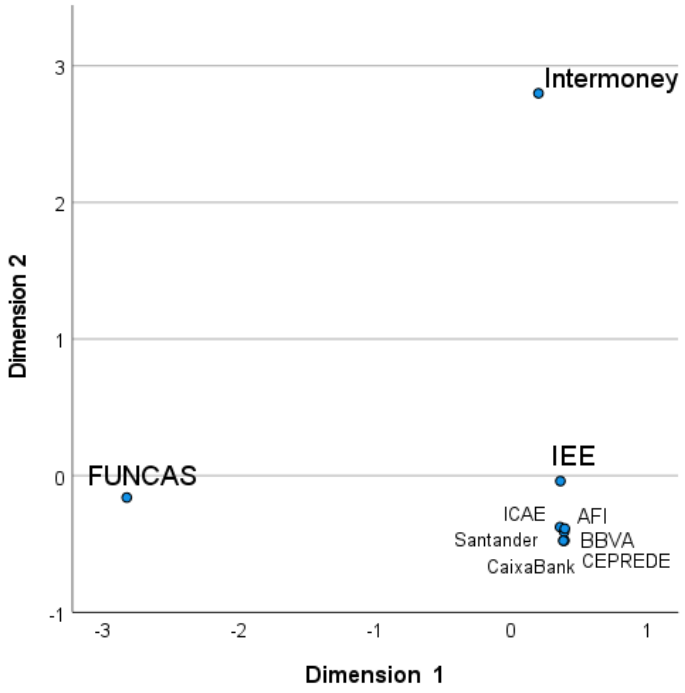


Gráfico 3. Gráfico de dispersión biespacial con las puntuaciones de los objetos etiquetadas por institución – Predicciones tasa de desempleo – Niveles promedio 2000-2024

Adicionalmente, como prueba de robustez, implementamos un análisis EMD para comparar las agrupaciones de instituciones resultantes con las obtenidas mediante APCCAT. El EMD es un procedimiento analítico multivariante, también conocido como Análisis de Coordenadas Principales, y puede considerarse una forma de reducción de dimensionalidad no lineal. El EMD se utiliza para visualizar el nivel de similitud de los casos individuales de un conjunto de datos. La proximidad de las instituciones entre sí en el mapa perceptual generado indica su grado de similitud. Véase Borg et al. (2013) y Borg y Groenen (2005) para una visión general completa del EMD.

Este es el primer estudio que compara el rendimiento de estas técnicas para posicionar a los analistas institucionales basándose en un conjunto de medidas de precisión y la magnitud de sus sucesivas revisiones. Por lo que respecta al análisis EMD, al sintetizar toda la información generada a partir de las clasificaciones en dos componentes (véanse los Gráficos 4, 5 y 6), se obtuvieron valores elevados de correlación al cuadrado en las distancias –de 0.857 para el crecimiento económico, 0.999 para la inflación y 0.968 para el desempleo–, lo que indica un buen ajuste. Este estadístico indica la proporción de varianza de los datos escalados (disparidades) en la partición que se explica por sus distancias correspondientes. Este resultado se corrobora con el estadístico de estrés, que muestra la correspondencia entre las distancias en el espacio de menor dimensión y las disimilitudes en el espacio original. La medida de estrés oscila entre 0 y 1, siendo los valores cercanos a 0 indicativos de un mejor ajuste. En este caso, los valores de estrés generados por el modelo fueron 0.150, 0.016 y 0.073 respectivamente.

El Gráfico 4 muestra un mapa perceptual en el que se proyectan las instituciones según su nivel de similitud con respecto a las predicciones de crecimiento económico. El EMD traduce toda la información sobre las distancias por pares entre analistas a un espacio cartesiano abstracto. La proximidad de los agentes entre sí en el mapa perceptual generado indica su similitud. En comparación con el ACPCAT, el EMD tiende a generar una proyección con una distribución más uniforme en el espacio bidimensional. A pesar de ello, se puede observar como en términos generales, la agrupación de las instituciones en el mapa es muy similar a la obtenida mediante el ACPCAT (véase el Gráfico 1).

De igual forma, al replicar el análisis para la inflación (Gráfico 5) y el desempleo (Gráfico 6), la distribución de los analistas se asemeja a la obtenida en el análisis ACPCAT. Así, en ambos casos, Funcas se posiciona aparte, en un cuadrante separado del resto de las instituciones. Para la inflación, el CEPREDE y el IEE se ubican en el cuadrante opuesto al que contiene el clúster con la mayoría de pronosticadores institucionales. Cabe destacar en este caso que el ICAE, que en el análisis ACPCAT se agrupaba en el clúster principal, ahora

también parece estar distanciado del resto de las instituciones. Para el desempleo, se obtiene una distribución más dispersa que para las otras dos macrovariables. Sin embargo, Funcas, por un lado, e Intermoney, por otro, permanecen nuevamente en los cuadrantes inferiores, lejos de la mayoría de las instituciones.

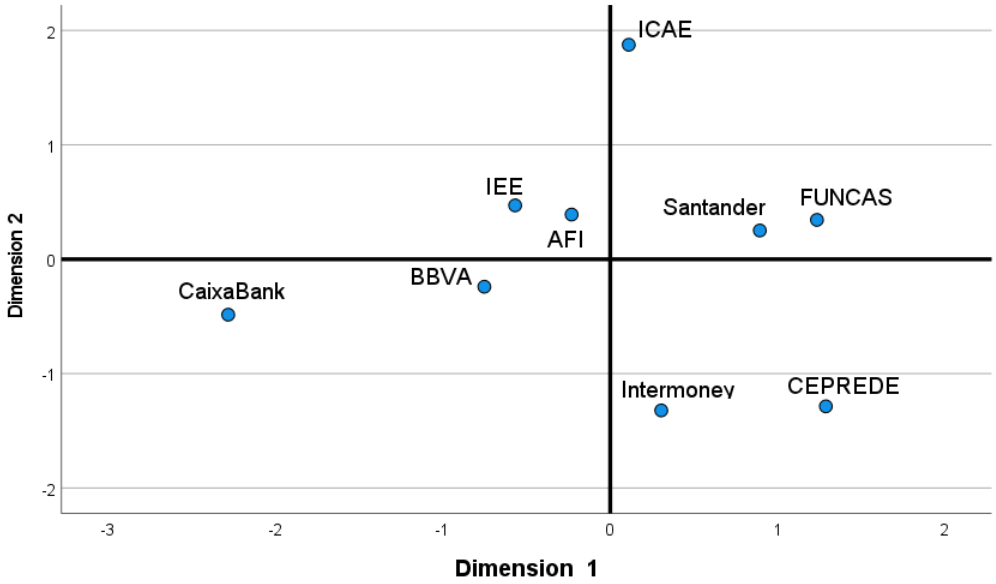


Gráfico 4. Mapa perceptual – Predicciones crecimiento del PIB – Niveles promedio 2000-2024

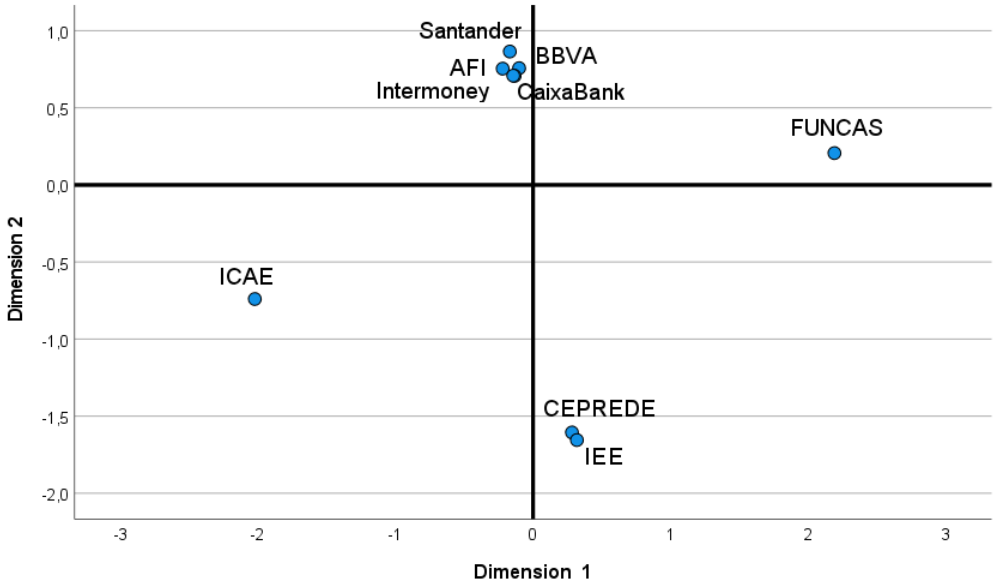


Gráfico 5. Mapa perceptual – Predicciones inflación – Niveles promedio 2000-2024

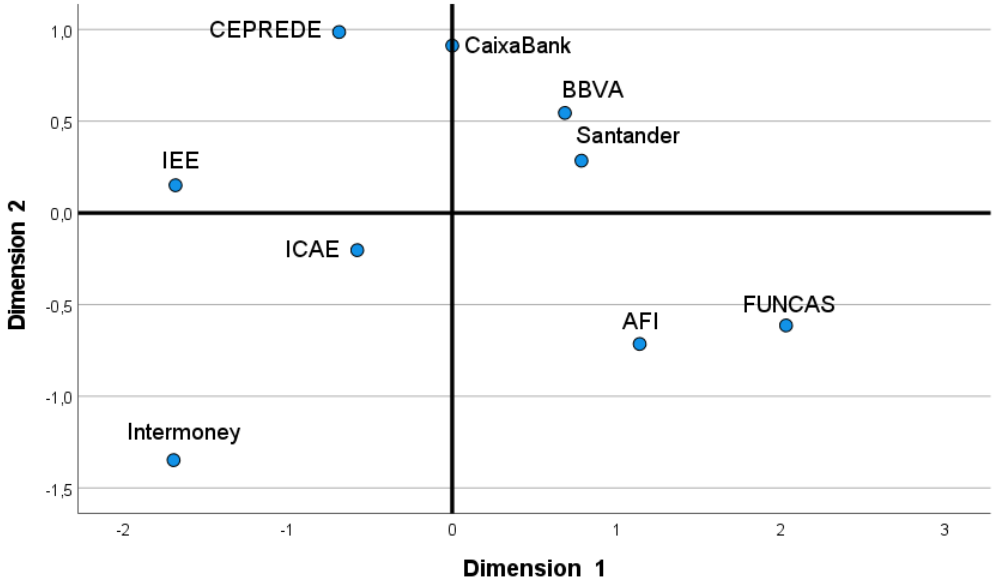


Gráfico 6. Mapa perceptual – Predicciones tasa desempleo – Niveles promedio 2000-2024

Finalmente, como comprobación de robustez adicional se incluye un Análisis de Agrupamiento Jerárquico (AAJ), en el que la información cuantitativa calculada para ordenar a las instituciones se utiliza como input para aplicar el algoritmo de agrupamiento, que permite generar los dendrogramas. Éstos consisten en una representación gráfica donde se aprecian las relaciones de agrupación entre analistas. El dendrograma puede verse como un diagrama de ramificación que representa las relaciones de similitud entre instituciones. Por un lado, la longitud de las líneas horizontales (ramas) indica la similitud o diferencia entre los pronosticadores: a mayor longitud, mayor diferencia. Por otro lado, las primeras ramas que se unen indican un mayor nivel de similitud entre las instituciones dentro de un clúster en particular. Por el contrario, la orientación vertical de los dendrogramas no es informativa sobre las similitudes entre individuos.

El Gráfico 7 contiene el dendrograma obtenido, que muestra la disposición de los clústeres en el conjunto de datos. Por otro lado, se puede observar que la estructura de similitudes entre diferentes instituciones varía en función de la variable predicha, lo cual ya se observó en el análisis ACPCAT. Por otra parte, los dendrogramas corroboran algunos patrones específicos detectados en el análisis multivariante de los rankings de cada variable, como el comportamiento diferencial de CaixaBank en el caso de las predicciones de crecimiento económico, y de Funcas tanto en las previsiones de inflación como de desempleo.

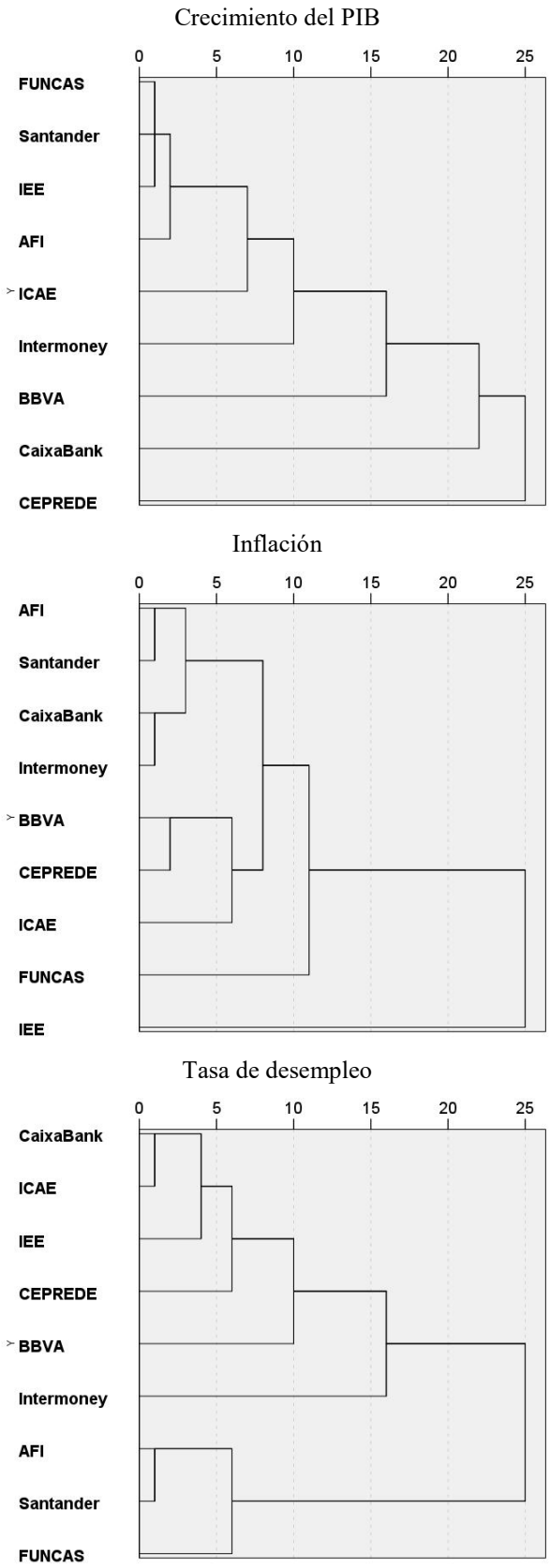


Gráfico 7. Dendrogramas – Analistas institucionales – Niveles promedio 2000-2024

Aunque la agrupación de los analistas en clústeres no implica necesariamente la existencia de efecto imitación, los resultados de ambos análisis sugieren que (i) existen diferencias en el posicionamiento de los agentes en función de la variable objetivo, a pesar de lo cual, (ii) las instituciones pueden agruparse en tres clústeres principales: un grupo mayoritario, otro grupúsculo habitualmente compuesto por un par de instituciones y, finalmente, en el extremo opuesto, una institución que suele estar en las primeras posiciones en términos de la capacidad predictiva media de sus pronósticos durante el periodo muestral comprendido entre 2000 y 2024. Nuestros resultados concuerdan con los hallazgos recientes de Meade y Driver (2023), quienes hallaron que los agentes de un panel de analistas independientes del Reino Unido se dividían en cuatro clústeres: un grupo mayoritario, unos pocos pesimistas y dos agentes idiosincrásicos. Respecto a estos últimos, Clements (2022) halló que los participantes en la EPP estadounidense que destacaban entre la multitud no tendían a producir necesariamente pronósticos más precisos.

5. Conclusiones

En el actual entorno de creciente incertidumbre, el papel de los analistas institucionales en la formulación y diseño de políticas económicas adquiere especial relevancia. El presente estudio ha analizado un panel de predicciones de eventos fijos generadas por los principales centros de análisis económico de las entidades financieras españolas durante los últimos 25 años. En ellas, los agentes elaboran previsiones para un conjunto de variables macro de la economía española con horizontes decrecientes, realizando revisiones sucesivas durante este proceso.

A partir de las predicciones de los agentes sobre crecimiento económico, inflación y desempleo, así como de sus revisiones posteriores, se calculó inicialmente la evolución de los errores de previsión y la magnitud de las revisiones, tanto en relación con la predicción previa de los analistas como con la predicción de consenso, entendida como la media de las previsiones. Esta información ha permitido estimar un modelo de revisión de eventos fijos para diferentes horizontes de previsión con el fin de analizar el papel de los cambios de consenso, así como contrastar la posibilidad de existencia de efecto imitación entre las instituciones analizadas.

Por un lado, la evidencia encontrada no nos permite rechazar la hipótesis de ausencia de sesgo sistemático en el proceso de revisión de los pronósticos, independientemente del horizonte de predicción y de la variable analizada. Además, observamos que los agentes se ven influenciados positivamente por un cambio en la previsión de consenso, lo que significa que incorporan nueva información disponible y actualizan sus predicciones sucesivamente en la misma dirección que el resto de analistas. Por otro lado, tampoco no encontramos evidencia de efecto imitación o existencia de comportamiento gregario entre las instituciones. Los patrones observados apenas difirieron entre las variables objetivo (crecimiento económico, inflación y desempleo) ni entre los horizontes de previsión.

Finalmente, para profundizar sobre esta cuestión y visualizar cómo se agrupan los analistas institucionales en función de su comportamiento predictivo durante los últimos 25 años, utilizamos diferentes tipos de técnicas multivariantes para posicionar a las instituciones. Para ello se calcula un amplio abanico de métricas de precisión predictiva y así como la magnitud de las sucesivas revisiones de las previsiones. Observamos que los agentes se pueden dividir fundamentalmente en tres grupos: por un lado, un clúster con la gran mayoría de instituciones; por otro, uno o dos analistas que obtuvieron las puntuaciones más altas en las dos dimensiones en las que sintetizamos toda la información; y, finalmente, una institución idiosincrásica, Funcas, que queda posicionada aparte para las predicciones de inflación y desempleo, donde se sitúa entre las primeras posiciones en cuanto a la precisión de pronóstico obtenida en promedio durante el período de muestra.

Este estudio muestra el potencial de las técnicas multivariantes y de visualización de datos para posicionar a los pronosticadores según la interacción dinámica entre ellos con respecto a la precisión de sus predicciones, la persistencia de sus errores de pronóstico y la magnitud de sus revisiones. El enfoque propuesto se basa en técnicas de reducción de dimensionalidad capaz de sintetizar la información de variables numéricas y ordinales simultáneamente, así como de abordar las no linealidades en la relación entre ellas. Esto, sumado al hecho de que estas técnicas preservan un alto nivel de información del conjunto de datos original, convierte a estos enfoques en una forma ideal de trabajar con un gran número de variables, evitando al mismo tiempo los posibles problemas causados por la multicolinealidad. No obstante, esta investigación no está exenta de limitaciones. En primer lugar, cabe destacar que el segundo análisis del estudio es exploratorio y, por lo tanto, no se puede extraer inferencia generalizable de los resultados. Además, al tomar el nivel promedio de todas las variables a lo largo del período muestral, los resultados no pueden explicar los patrones de crecimiento de los factores utilizados para el análisis multivariante.

Este trabajo representa un primer paso en el estudio del comportamiento predictivo de los analistas económicos institucionales en España, por lo que han quedado ciertos aspectos a analizar. Por un lado, aumentar el número de analistas institucionales en la muestra, incluso si esto implica centrarse en un período de tiempo más limitado, dado que algunos participantes en la encuesta solo están activos durante un intervalo. Otra cuestión que queda para futuras investigaciones en relación con el uso del panel de previsiones de Funcas para la economía española es la incorporación de todos los horizontes de predicción disponibles en la encuesta, con el objetivo de poder analizar el efecto del acortamiento progresivo de los horizontes de predicción. Finalmente, se propone la extensión del análisis al resto de las variables disponibles en el panel de previsiones. Otra cuestión que queda pendiente para futuras investigaciones es la utilización de otras técnicas de reducción de dimensionalidad de aprendizaje automático, como las redes neuronales de mapas autoorganizados.

Bibliografía

Batchelor, R., & Dua, P. (1992). Conservatism and consensus-seeking among economic forecasters. *Journal of Forecasting*, 11(2), 169–181. https://doi.org/10.1002/for.3980110207

Batchelor, R. (2007). Bias in macroeconomic forecasts. *International Journal of Forecasting*, 23(2), 189–203. https://doi-org.sire.ub.edu/10.1016/j.ijforecast.2007.01.004

Bernhardt, D., Campello, M., & Kutsoati, E. (2006). Who herds? *Journal of Financial Economics*, 80, 657–675. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2005.07.006

Blanchflower, D. (2019). Not working: where have all the good jobs gone? New Jersey: Princeton University Press. https://doi.org/10.2307/j.ctv17bt3nd

Borg, I., & Groenen, P. J. F. (2005). *Modern multidimensional scaling: Theory and applications* (2nd Ed.). New York: Springer-Verlag. https://doi.org/10.1007/0-387-28981-X

Borg, I., Groenen, P. J. F., Patrick, M. (2013). *Applied multidimensional scaling*. Berlin: Springer-Verlag. https://doi.org/10.1007/978-3-642-31848-1

Bürgi, C., & Ortiz, J. L. (2025). Overreaction through anchoring. *International Journal of Forecasting*, In press. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2025.08.002

Capistrán, C., & López-Moctezuma, G. (2014). Forecast revisions of Mexican inflation and GDP growth. *International Journal of Forecasting*, 30(2), 177–191. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2013.07.016

Chocobar, B., Claeys, P., & Poplawski-Ribeiro, M. (2025). Fiscal forecasting rationality among expert forecasters. *Journal of Forecasting*, 44(3), 941–959. https://doi.org/10.1002/for.3237
https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2013.07.016

Claveria, O. (2016). Positioning emerging tourism markets using tourism and economic indicators. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, 29, 143–153. http://dx.doi.org/10.1016/j.jhtm.2016.07.002

Claveria, O., & Poluzzi, A. (2017). Positioning and clustering of the world's top tourist destinations by means of dimensionality reduction techniques for categorical data**.** *Journal of Destination Marketing & Management*, 6 (1), 22–32. http://doi.org/10.1016/j.jdmm.2016.01.008

Claveria, O. (2021). Uncertainty indicators based on expectations of business and consumer surveys. *Empirica*, 48(2), 483–505. https://doi.org/10.1007/s10663-020-09479-1

Clements, M. P. (2010). Explanations of the inconsistencies in survey respondents' forecasts. *European Economic Review*, 54(4), 536–549. https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2009.10.003

Clements, M. P. (2012). Do professional forecasters pay attention to data releases? *International Journal of Forecasting*, 28, 297–308. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2011.09.001

Clements, M. P. (2015). Do US macroeconomic forecasters exaggerate their differences? *Journal of Forecasting*, 34(8), 649–660. https://doi.org/10.1002/for.2358

Clements, M. P. (2018). Do macroforecasters herd? *Journal of Money, Credit and Banking*, 50, 265–292. https://doi.org/10.1111/jmcb.12460

Clements, M. P. (2022). Forecaster efficiency, accuracy and disagreement: Evidence using individual-level survey data. *Journal of Money, Credit and Banking*, 54(2-3), 537–568 http://dx.doi.org/10.1111/jmcb.12867

Clements, M. P. (2025). Inconsistent survey histograms and point forecasts revisited. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 236, 107097. https://doi.org/10.1016/j.jebo.2025.107097

Clements, M. P., & Hendry, D. F. (1998). *Forecasting economic time series*. Cambridge: Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/CBO9780511599286

Clements, M. P., Rich, R., & Tracy, J. (2025). An investigation into the uncertainty revision process of professional forecasters. *Journal of Economic Dynamics & Control*, 173, 105060. https://doi.org/10.1016/j.jedc.2025.105060

Funcas (2025). *Panel de previsiones*. https://www.funcas.es/coyuntura-economica/espana/panel-de-previsiones/panel-de-previsiones/

Gadea, M. D. (2014). *Las previsiones económicas en España. Estudio comparativo del Panel de Funcas*. Documento de Trabajo Funcas 749. https://www.funcas.es/wp-content/uploads/Migracion/Publicaciones/PDF/1933.pdf

Gadea, M. D. (2024). *Panel de previsiones de Funcas. 25 años después*. Nota técnica Funcas 9/2024. https://www.funcas.es/wp-content/uploads/2024/10/Nota-tecnica-9-Panel-de-previsones-de-Funcas-2024.pdf

Iregui, A. M., Núñez, H. M., & Otero, J. (2025). Testing the efficiency of inflation and exchange rate forecast revisions in a changing economic environment. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 187, 290–314. https://doi.org/10.1016/j.jebo.2021.04.037

Knüppel, F., & Vladu, T. (2025). Approximating fixed-horizon forecasts using fixed-event forecasts. *Journal of Applied Econometrics*, 40(4), 359–379. https://doi.org/10.1002/jae.3114

Krüger, F., & Plett, T. (2024). Prediction intervals for economic fixed-event forecasts. *The Annals of Applied Statistics*, 18(3), 2635–2655. https://doi.org/10.1214/24-AOAS1900

Linting, M., Meulman, J. J., Groenen, P. J., & van der Koojj, A. J. (2007). Nonlinear principal components analysis: Introduction and application. *Psychological Methods*, 12(3), 336–358. https://doi.org/10.1037/1082-989X.12.3.336

Meade, N., & Driver, C. (2023). Differing behaviours of forecasters of UK GDP growth. *International Journal of Forecasting*, 39(2), 772–790. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2022.02.005

Messina, J. D., Sinclair, T. M., & Stekler, H. (2015) What can we learn from revisions to the Greenbook forecasts? *Journal of Macroeconomics*, 45, 54–62. https://doi.org/10.1016/j.jmacro.2015.04.002

Meulman, J. J., Van der Kooij, A. J., & Babinec, A. (2002). New features of categorical principal components analysis for complicated data sets, including data mining. In: Gaul, W., Ritter, G. (Eds.), *Classification, Automation, and New Media. Studies in Classification, Data Analysis, and Knowledge Organization* (pp. 207–217). Springer: Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-55991-4_22

Milani, F. (2025). Expectations, learning gains, and forecast errors: Assessing nonlinearities with a functional coefficient approach. *Economics Letters*, 256(10), 112612. https://doi.org/10.1016/j.econlet.2025.112612

Ortiz, C., Sarto, J. L., & Vicente, L. (2013). Herding behaviour in Spanish global funds' country allocations. *Spanish Journal of Finance and Accounting*, 42(157), 63–81, https://doi.org/10.1080/02102412.2013.10779740

Patton, A. J., & Timmermann, A. (2010). Why do forecasters disagree? Lessons from the term structure of cross-sectional dispersion. *Journal of Monetary Economics*, 57(7), 803–820. https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2010.07.001

Pedersen, M. (2025). Judgment in macroeconomic output growth predictions: Efficiency, accuracy and persistence. *International Journal of Forecasting*, 41(2), 475–486. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2013.07.016

Pérez, C., & Claveria, O. (2020). Natural resources and human development: Evidence from mineral-dependent African countries using exploratory graphical analysis. *Resources Policy*, 65, 101535. https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2019.101535

Pons-Novell, J. (2006). An analysis of Spanish GDP forecasts. *Applied Economics*, 38, 1287–1292. https://doi.org/10.1080/00036840500399917

Rich, R., & Tracy, J. (2021). A closer look at the behavior of uncertainty and disagreement: Micro evidence from the Euro Area. *Journal of Money, Credit and Banking*, 53(1), 233–253. https://doi.org/10.1111/jmcb.12728

Rich, R., & Tracy, J. (2025). All forecasters are not the same: Systematic patterns in predictive performance. *International Journal of Forecasting*, In press. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2025.02.008

Rossi, B., & Sekhposyan, T. (2015). Macroeconomic uncertainty indices based on nowcast and forecast error distributions. *American Economic Review*, 105(5), 650–655. https://doi.org/10.1257/aer.p20151124

Tian, J., Doko Tchatoka, F., & Goodwin, T. (2022). Are internally consistent forecasts rational? *Journal of Forecasting*, 41(7), 1338–1355. https://doi.org/10.1002/for.2871

Tsuchiya, Y. (2025). Assessing the World Bank's growth forecasts. *Economic Analysis and Policy*, 67, 64–84. https://doi.org/10.1016/j.eap.2022.10.017

Anexo 1 – Evolución de los errores de predicción

Este estudio utiliza pronósticos de tres variables económicas (crecimiento del PIB, IPC general y tasa de desempleo) para el período 2000-2024, realizados en diferentes periodos de predicción. Los Gráficos A.1 a A.6 muestran la evolución de los errores de pronóstico de cada institución en comparación con los errores de pronóstico promedio, es decir, los calculados para la previsión de consenso durante el período de muestra. Nos centramos en el horizonte temporal más largo disponible, $h = 18$, y $h = 6$ para las tres variables. En el último gráfico de cada figura, incluimos la evolución de cada variable, así como el pronóstico de consenso.

Gráfico A.1. Evolución de los errores de predicción – Crecimiento económico (*h*=18)

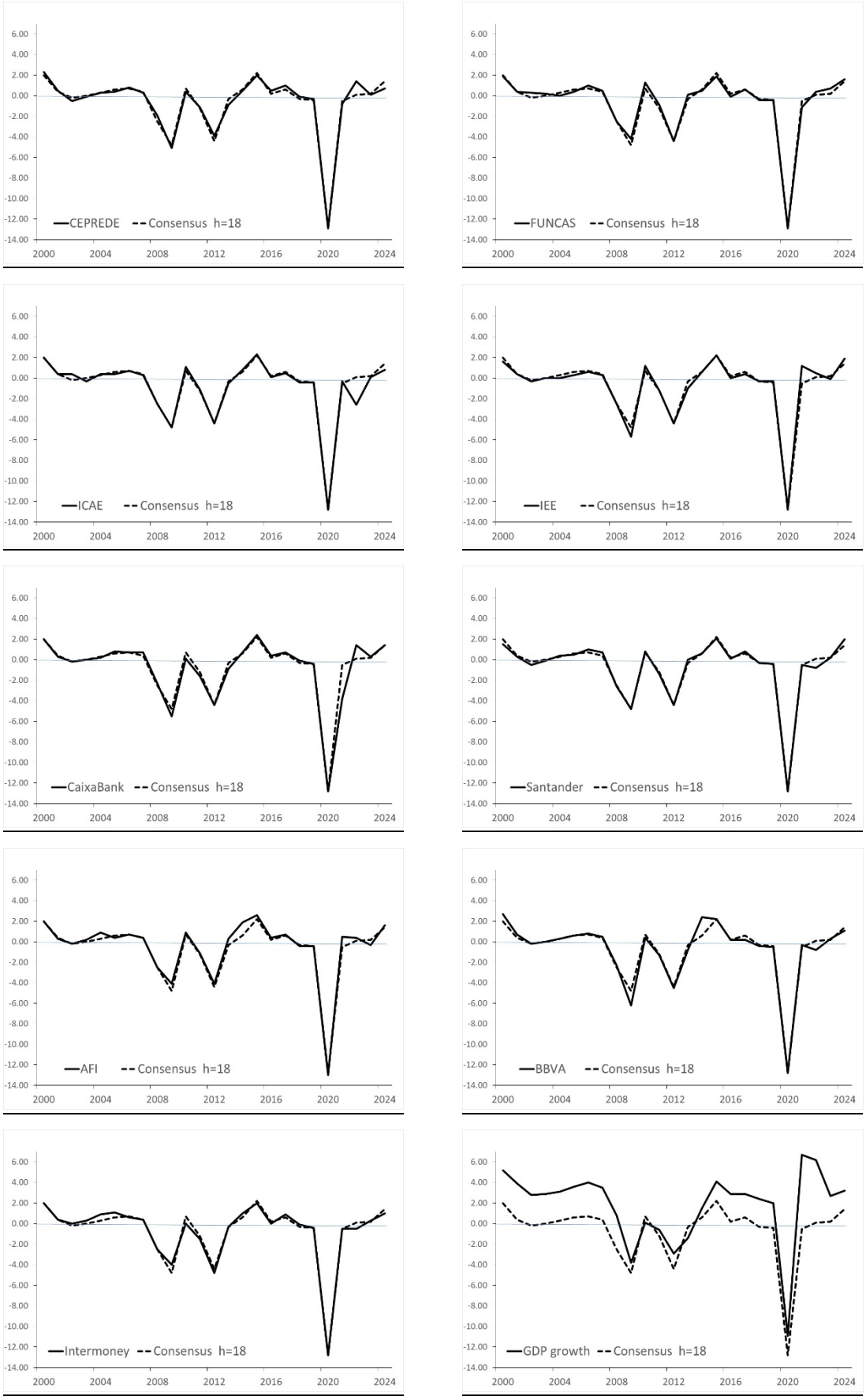


Gráfico A.2. Evolución de los errores de predicción – Crecimiento económico (*h*=6)

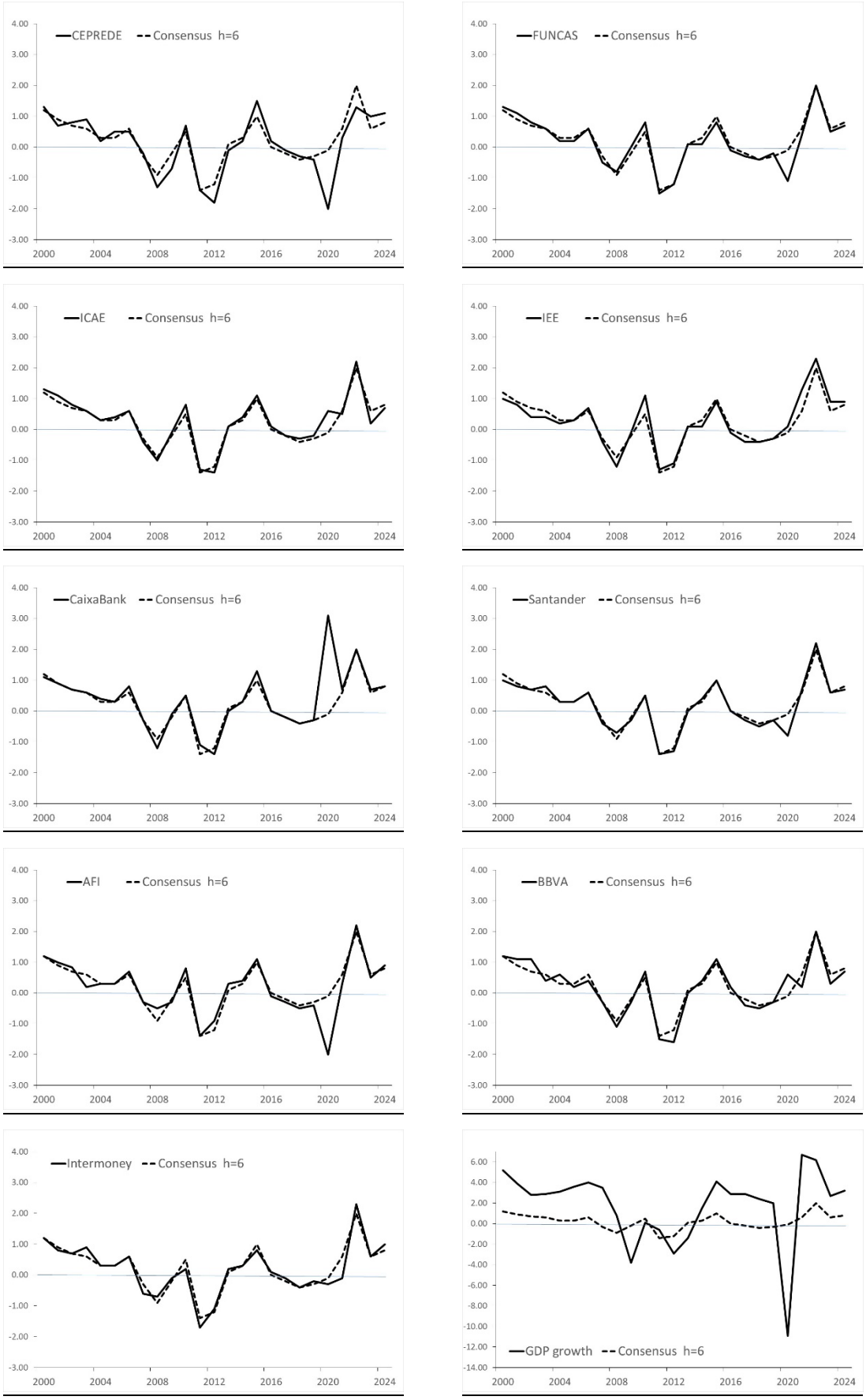
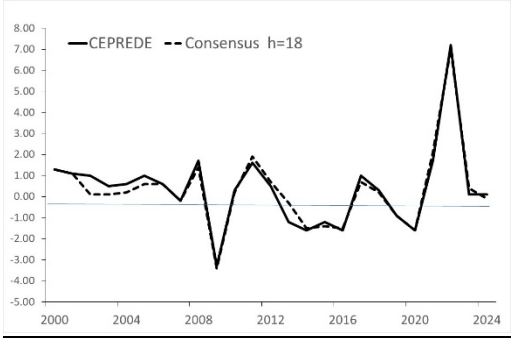
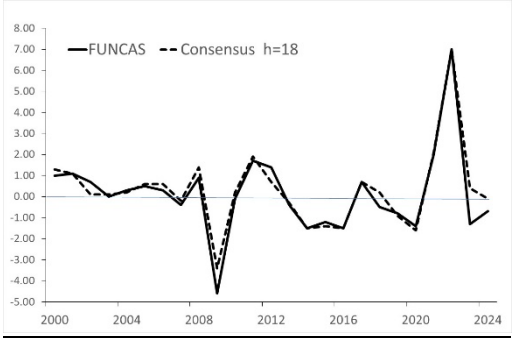
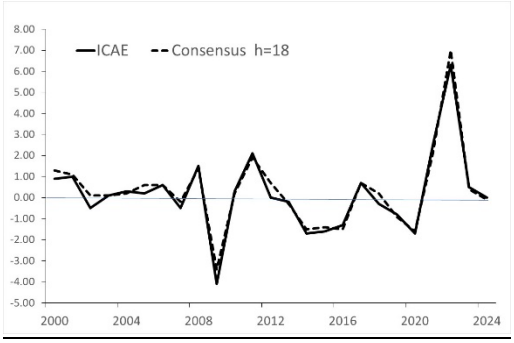
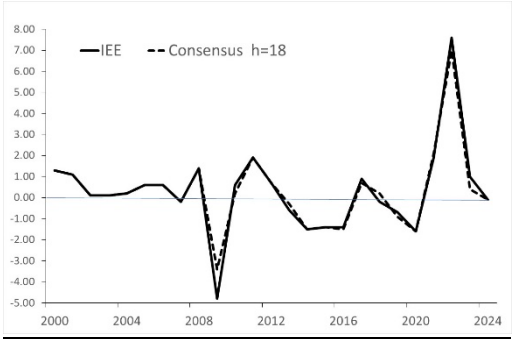


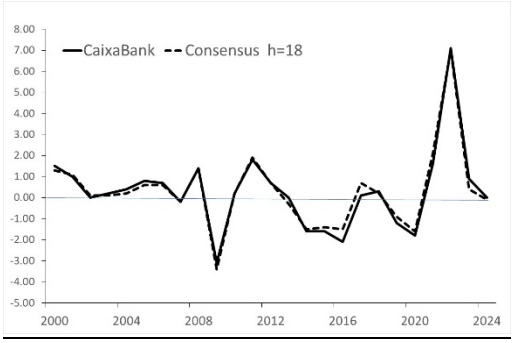
Gráfico A.3. Evolución de los errores de predicción – Inflación (*h*=18)

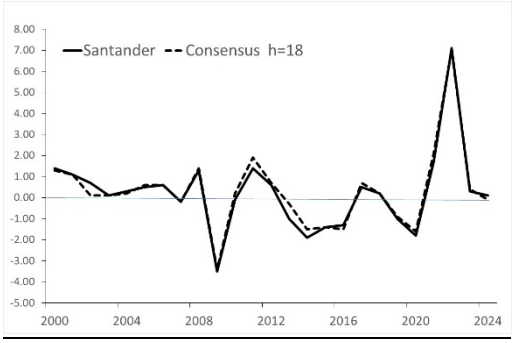


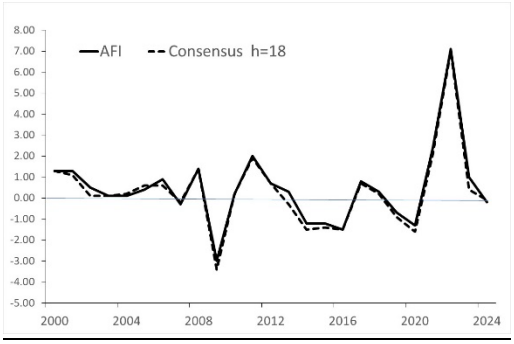


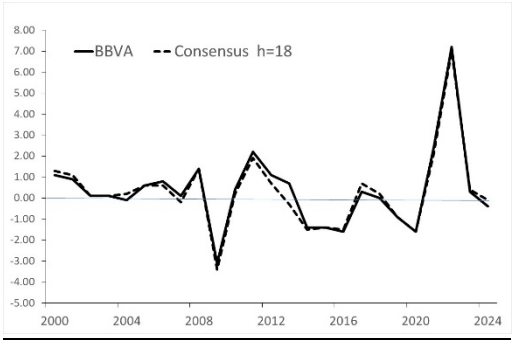


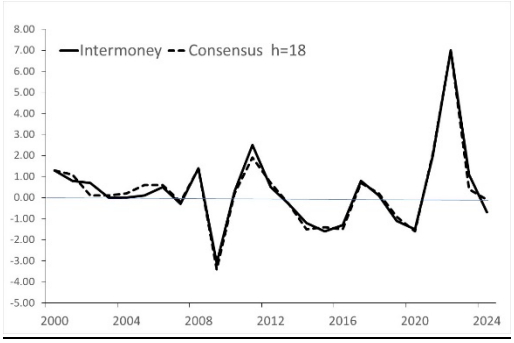












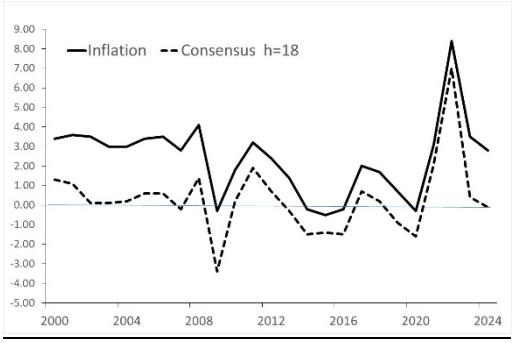


Gráfico A.4. Evolución de los errores de predicción – Inflación (*h*=6)

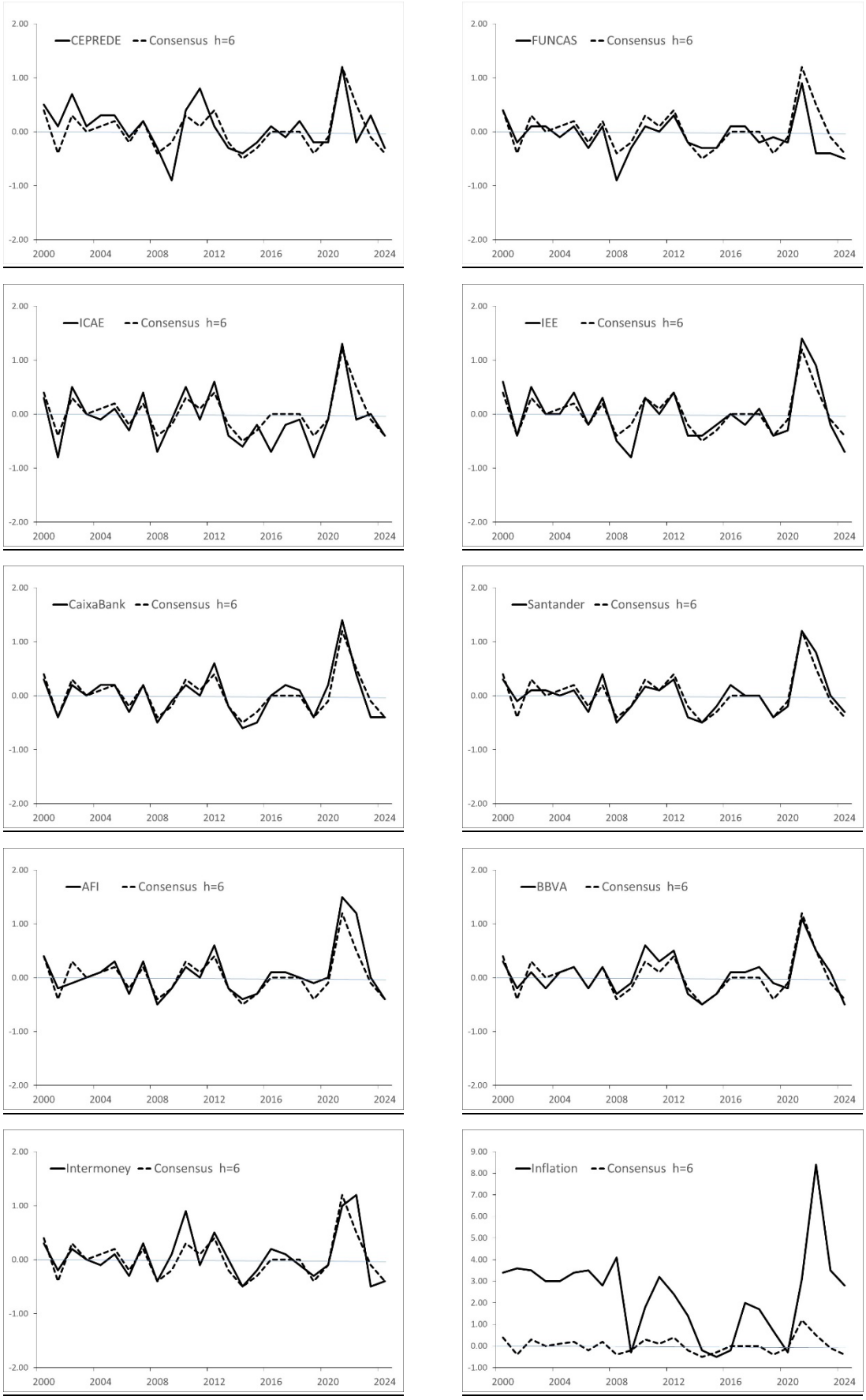
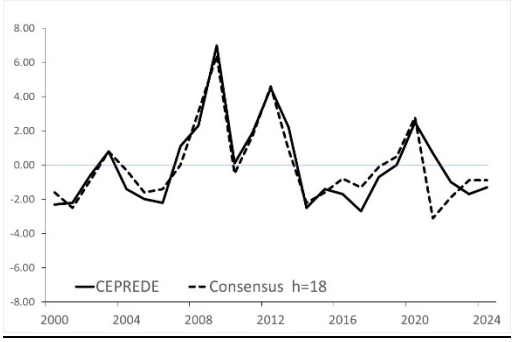
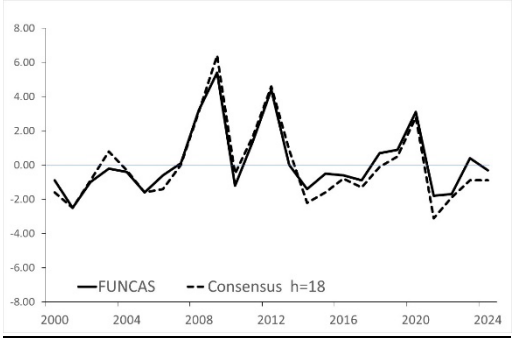
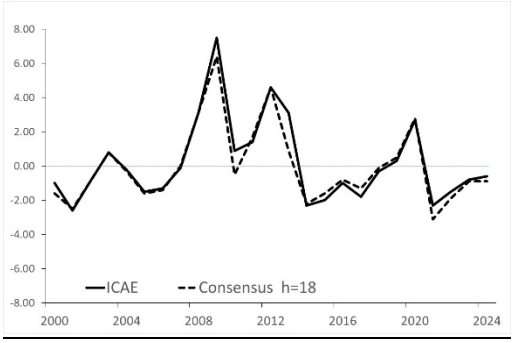
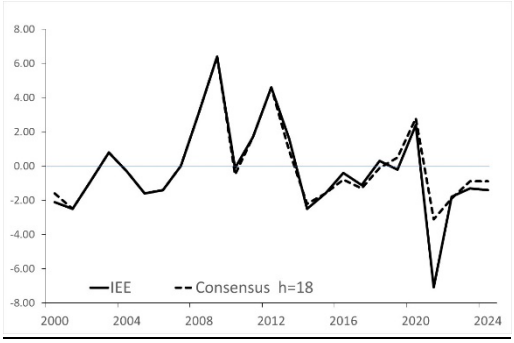


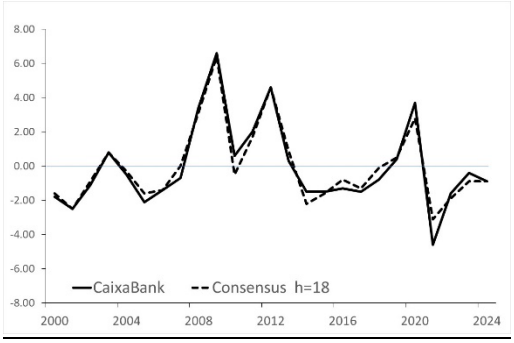
Gráfico A.5. Evolución de los errores de predicción – Tasa desempleo (*h*=18)

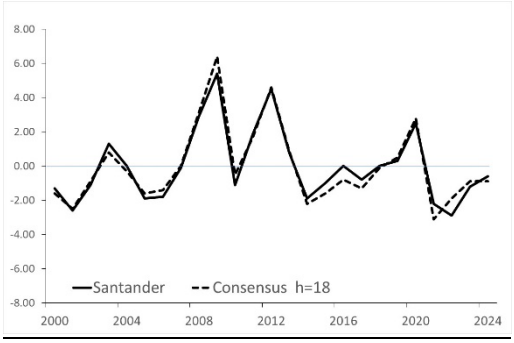


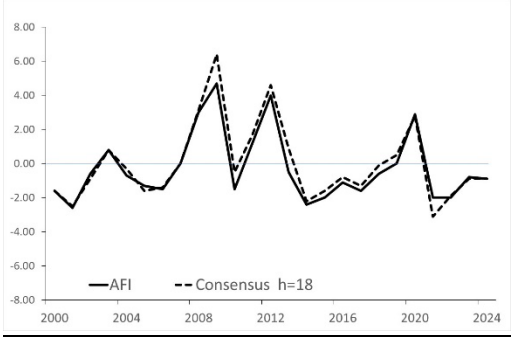


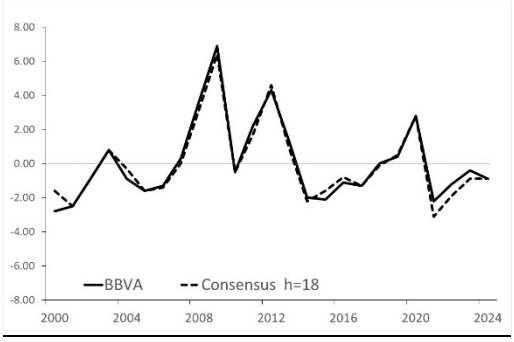


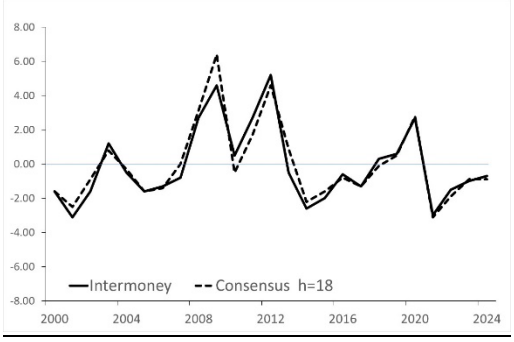












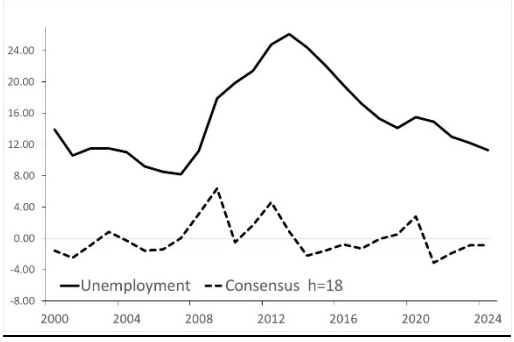
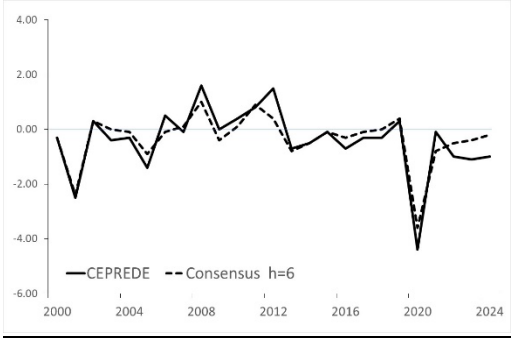
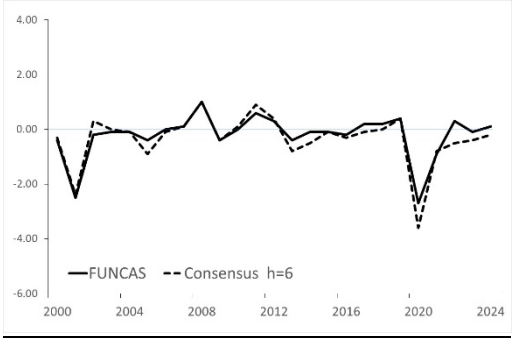
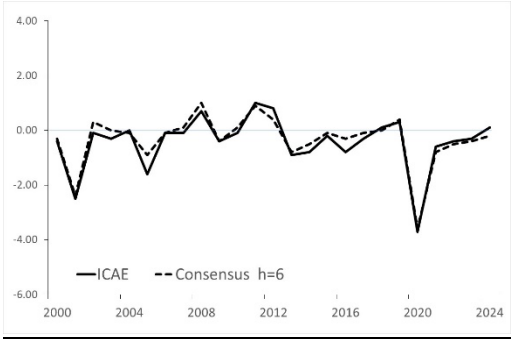
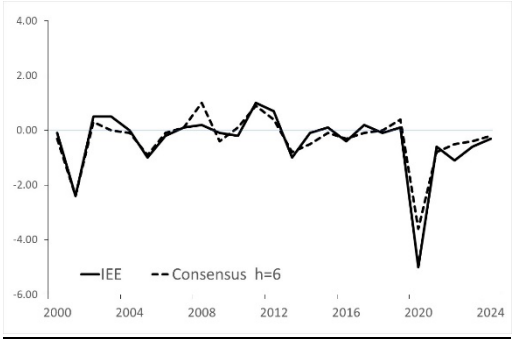


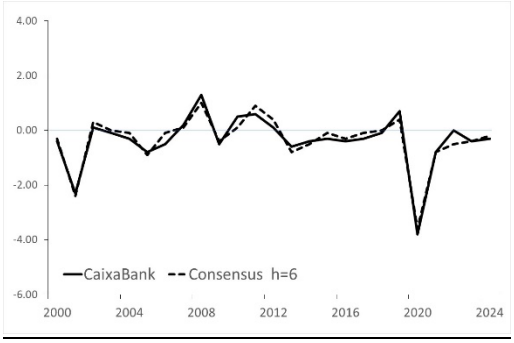
Gráfico A.5. Evolución de los errores de predicción – Tasa desempleo (*h*=6)

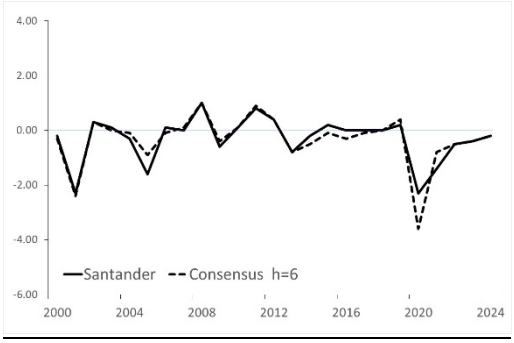


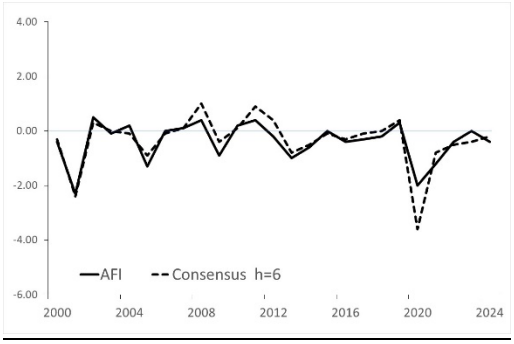


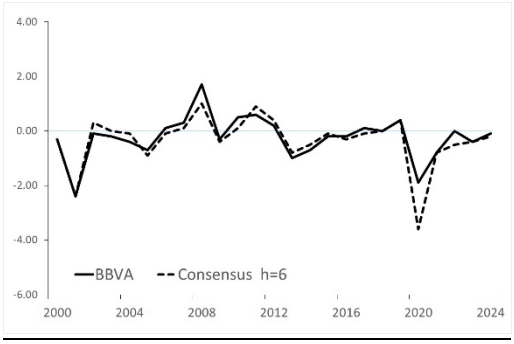


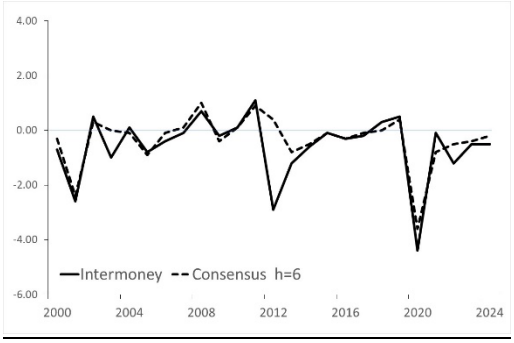


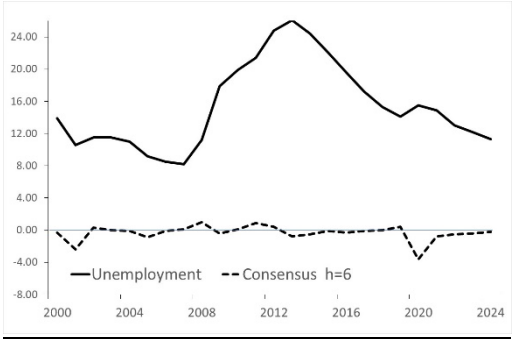












UBIREA

Institut de Recerca en Economia Aplicada Regional i Pública
Research Institute of Applied Economics

WEBSITE: www.ub.edu/irea • **CONTACT:** irea@ub.edu

AQR

Grup de Recerca Anàlisi Quantitativa Regional
Regional Quantitative Analysis Research Group

WEBSITE: www.ub.edu/aqr/ • **CONTACT:** aqr@ub.edu

Universitat de Barcelona
Av. Diagonal, 690 • 08034 Barcelona